



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA – UnB
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE – FACE
DEPARTAMENTO DE CONTABILIDADE E AUTUARIAIS - CCA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS - PPGCONT

ADRIANO BARBOSA PEREIRA

**A EFICIÊNCIA DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E TURISMO E SEUS
DETERMINANTES**

Brasília - DF

2023

ADRIANO BARBOSA PEREIRA

**A EFICIÊNCIA DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
CONTÁBEIS, ADMINISTRAÇÃO E TURISMO E SEUS DETERMINANTES**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont) da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de Brasília (UnB) como requisito para a obtenção de Título de Mestre em Ciências Contábeis.

Orientador(a): Prof. Dr. Carlos Rosano Peña

Brasília - DF

2023

Ficha catalográfica elaborada automaticamente,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Pe Pereira, Adriano Barbosa
 A eficiência dos Programas de Pós-Graduação em
Administração, Ciências Contábeis e Turismo e seus
determinantes / Adriano Barbosa Pereira; orientador Carlos
Rosano Peña. -- Brasília, 2023.
 176 p.

 Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) --
Universidade de Brasília, 2023.

 1. Eficiência.. 2. Pós-Graduação.. 3. DEA. . 4.
Bootstrap.. I. Peña, Carlos Rosano , orient. II. Título.

Professora Doutora Márcia Abrahão Moura
Reitora da Universidade de Brasília

Professor Doutor Enrique Huelva Unternbäumen
Vice-Reitor da Universidade de Brasília

Professor Doutor Lúcio Remuzat Rennó Junior
Decano de Pós-graduação

Professor Doutor José Márcio Carvalho
**Diretor da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de
Políticas Públicas**

Professor Doutor Sérgio Ricardo Miranda Nazaré
Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais

Professor Doutor Jomar Miranda Rodrigues
Coordenador do Programa de Pós-graduação em Ciências Contábeis da UnB

ADRIANO BARBOSA PEREIRA

**A EFICIÊNCIA DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
CONTÁBEIS, ADMINISTRAÇÃO E TURISMO E SEUS DETERMINANTES.**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCont) da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de Brasília (UnB) como requisito para a obtenção de Título de Mestre em Ciências Contábeis.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Carlos Rosano Peña
Presidente – Universidade de Brasília (PPGCont/UnB)

Prof. Dr. Marcelo Driemeyer Wilbert
Examinador Interno – Universidade de Brasília (PPGCont/UnB)

Prof. Dr. Gilberto José Miranda
Examinador Externo – Universidade Federal de Uberlândia (FACIC/UFU)

Prof. Dr. Paulo Augusto Pettenuzzo De Britto
Suplente Interno – Universidade de Brasília (PPGCont/UnB)

Brasília, 19 de março de 2023.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus pela oportunidade e proteção ao longo de toda a caminhada vivida e, em especial, à conclusão desse mestrado acadêmico.

Agradeço à minha esposa, Deny Hérica Borges, por ter sido a primeira a acreditar que esse projeto era possível, enquanto meus objetivos eram bem mais simplistas. Graças aos momentos felizes compartilhados, foi viável a realização deste trabalho, uma vez que sua companhia e apoio aliviam as angústias geradas pelo estresse e o cansaço ocasionado pelo acúmulo de atividades, jornada de trabalho, pós-graduação etc. Obrigado por toda a preocupação dispendida a mim e por estar sempre ao meu lado.

Agradeço aos meus pais, Genivaldo e Maria de Fátima, por me mostrarem a relevância da educação desde criança e, mesmo em meio a adversidades, continuarem me incentivando a seguir em frente. Eles também me ensinaram a acreditar que a aprendizagem e o ensino realmente podem modificar a vida das pessoas, independentemente da classe social.

Aos meus irmãos, Liliane e Anderson Luiz. A primeira por ter cuidado de mim desde sempre, embora a pequena diferença de idade entre nós. Agradeço o apoio, incentivo e ajuda sempre que precisei. O segundo por me ensinar que a vida é um eterno recomeço. Meu irmão me fez entender que reaprender também faz parte desse processo e que responsabilidade e compromisso são necessários para o alcance de metas independentemente da idade.

Aos educadores, de todas as fases, aos quais agradeço imensamente todos os ensinamentos, lições e experiências que me trouxeram até aqui. Em especial, agradeço ao Prof. José Bonifácio e ao Prof. Lúcio Pinho pela confiança, porque deram o pontapé dessa fase e me mostraram que a continuação de uma carreira acadêmica era possível.

Ao Prof. Carlos Rosano pelo generoso e sincero apoio ao longo de toda essa pesquisa. Agradeço a paciência ao ter me orientado, não só meus estudos para este projeto, mas em todas as fases desse mestrado consolidando o meu amadurecimento acadêmico.

E a todos que, direta e indiretamente, contribuíram para o bom êxito desta pesquisa.

RESUMO

PEREIRA, Adriano Barbosa. *A eficiência dos programas de pós-graduação em Administração, Ciências Contábeis, e Turismo e seus determinantes*. 2023. 175f. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis) – Universidade de Brasília, Brasília, 2023.

Este estudo objetiva avaliar a eficiência relativa dos programas de pós-graduação nas áreas de Administração, Administração Pública, Contabilidade e Turismo e os principais fatores que podem contribuir, positivamente ou negativamente, com esse resultado. Para isso, realizou-se uma análise com o método de Análise Envoltória de Dados em Rede (NDEA) a partir de Retornos Variáveis de Escala (VRS) e orientação aos produtos, juntamente com a ferramenta *Bootstrap* para maior robustez dos resultados. Houve a adoção da análise em três estágios distintos. Primeiramente, verificaram-se os coeficientes de eficiência *com* e *sem* a adoção do *bootstrap*. Seguidamente, observou-se a influência das variáveis exógenas (localização; idade; grau; modalidade e status dos programas). Então, realizou-se a aplicação do índice de Malmquist para a verificação do comportamento da produtividade. A base de dados compreendeu o período entre 2007 e 2016 conforme avaliação periódica da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES). Entre os principais resultados foi identificada uma correlação positiva entre a avaliação de desempenho realizada e as notas CAPES. Adicionalmente, constatou-se que os programas com melhor performance possuem maior tempo de existência e encontram-se, em geral, na região Sudeste. Verifica-se também que os fatores exógenos como localização, status jurídico, modalidade e idade são influenciadores positivos para os ganhos de eficiência e que, conforme índice de Malmquist, houve uma redução do desempenho da produtividade durante os três períodos avaliados.

Palavras-chave: Eficiência. Pós-Graduação. DEA. *Bootstrap*.

ABSTRACT

PEREIRA, Adriano Barbosa. The efficiency of postgraduate programs in Accounting Sciences, Administration and Tourism and their determinants. 2023 175f. Thesis (Master's degree in Accounting Sciences) – University of Brasília, Brasília, 2022.

This study aims to evaluate the relative efficiency of graduate programs in the areas of Administration, Public Administration, Accounting and Tourism and the main factors that may contribute, positively or negatively, to this result. For this, an analysis was carried out using the method Network Data Envelopment Analysis (NDEA) from Variable Returns to Scale (VRS) and product orientation, together with the *Bootstrap* tool for greater robustness of the results. There was the adoption of the analysis in three distinct stages. First, the efficiency coefficients with and without the adoption of *bootstrap* were verified. Next, the influence of exogenous variables (location; age; degree; modality and status of programs) was observed. Therefore, the Malmquist index was applied to verify the behavior of productivity. The database covered the period between 2007-2016 according to periodic evaluation by CAPES (Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel). Among the main results, a positive correlation was identified between the performance evaluation carried out and the CAPES grades. Additionally, it was found that the programs with the best performance have been in existence for a longer time and are generally found in the Southeast region. It is also verified that exogenous factors such as location, legal status, modality and age are positive influencers for efficiency gains and that, according to the Malmquist index, there was a reduction in productivity performance during the three periods evaluated.

Keywords: Efficiency. Postgraduate studies. DEA *Bootstrap*.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Crescimento de programas da Área 27 entre 2004 e 2016	18
Figura 2 - Índice de Produtividade em diferentes períodos.....	32
Figura 3 – Medida de Eficiência Técnica Pura (ETP) orientada aos insumos.....	37
Figura 4 - Eficiência Técnica Pura (ETP) orientada aos produtos	38
Figura 5 – Etapas de Avaliação da CAPES	48
Figura 6 – Modelo de Realização do cálculo DEA em duas etapas (Network DEA)	75
Figura 7 – Realização do cálculo DEA em três etapas (Network DEA)	75
Figura 8 – Representação dos PPGs (Área 27) no período de 2013 a 2016.....	89

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Impacto do volume da nuvem de pontos das r DMUs removidas para os dados de 2007-2009	93
Gráfico 2 – Impacto do volume da nuvem de pontos das r DMUs removidas para os dados de 2010-2012	95
Gráfico 3 – Impacto no volume da nuvem de pontos das r DMUs removidas para os dados de 2013-2016	96
Gráfico 4 – Eficiência na Etapa Administrativa	107
Gráfico 5 – Curva de transformação das publicações: Etapa 03	109
Gráfico 6 – Eficiência BCC Administrativa corrigida de viés: Etapa 01	114
Gráfico 7 – Distribuição sem correção e com correção de viés: Eficiência Administrativa BCC.....	115
Gráfico 8 – Eficiência BCC Interna corrigida de viés: Etapa 02	116
Gráfico 9 – Distribuição sem correção e com correção de viés: Eficiência Interna	116
Gráfico 10 – Eficiência BCC Externa corrigida de viés: Etapa 03	117
Gráfico 11 – Distribuição sem correção e com correção de viés: Eficiência Externa....	118
Gráfico 12 – Distribuição sem e com correção de viés para a Eficiência Global.....	119

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Variáveis Indicadas com base nos dados da CAPES (2007-2016).....	68
---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Número de programas de pós-graduação por região geográfica em 2019 ...	45
Tabela 2 – Proporção entre classificação (QUALIS/CAPES) e pesos atribuídos.....	69
Tabela 3 – PPGs da Área 27: por região geográfica em três períodos distintos.....	88
Tabela 4 – Análise descritiva dos insumos e produtos	90
Tabela 5 – Impacto das DMUs removidas no volume de nuvem de pontos para o primeiro período	93
Tabela 6 – Impacto das DMUs removidas no volume de nuvem de pontos para o segundo período	94
Tabela 7 – Impacto das DMUs removidas no volume de nuvem de pontos para o terceiro período	96
Tabela 8 – Programas supereficientes CRS orientados aos <i>outputs</i> (2007-2009).....	97
Tabela 9 – Programas superineficientes CRS orientados aos <i>outputs</i> (2007-2009).....	98
Tabela 10 – Programas supereficientes CRS orientados aos <i>outputs</i> (2010-2012).....	99
Tabela 11 – Programas superineficientes CRS orientados aos <i>outputs</i> (2010-2012) ...	100
Tabela 12 – Programas supereficientes CRS orientados aos <i>outputs</i> (2013-2016).....	101
Tabela 13 – Programas superineficientes (CRS) orientados aos <i>outputs</i> (2013-2016)	101
Tabela 14 – Valores críticos para diferentes níveis de significância e o valor da estatística S do teste de modelo por etapa para o NDEA.....	104
Tabela 15 – Valores críticos para diferentes níveis de significância e o valor da estatística S do teste de modelo por etapa para os três períodos estudados.....	104
Tabela 16 – Programas com maior Eficiência Global	111
Tabela 17 – Programas com menor Eficiência Global	112
Tabela 18 – E. Global das DMUs mais eficientes após cálculo NDEA- <i>Bootstrap</i>	119
Tabela 19 – E. Global das DMUs menos eficientes após cálculo NDEA- <i>Bootstrap</i>	121
Tabela 20 – Programas com maiores médias do conceito CAPES entre 2007 e 2016	123
Tabela 21 – Quantidade de DMUs para cada variável e valor atribuído cada fator - categoria.....	127
Tabela 22 – Resultados das estimativas do modelo aplicado em segundo estágio.....	127
Tabela 23 – Índice de Malmquist maior que 01 (Períodos entre 2007-2009 e 2010-2012)	130
Tabela 24 – Índice de Malmquist menores que 01 (Períodos entre 2007-2009 e 2010-2012)	131
Tabela 25 – Índice de Malmquist maior que 1,00 (Períodos entre 2010-2012 e 2013-2016)	133
Tabela 26 – Índice de Malmquist menor que 1,00 (Períodos entre 2010-2012 e 2013-2016)	134

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APC	Artigos em Periódicos Qualificados
BP	Processo de Bologna (reforma educacional ocorrida em países de língua latina na Europa)
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CES/CFE	Conselho do Ensino Superior/Conselho Federal de Educação
CF/88	Constituição da República Federativa do Brasil De 1988
CNE/MEC	Conselho nacional de educação do ministério da educação e cultura
CPP	Conjunto de Possibilidades de Produção
CTC-ES	Conselho Técnico Científico da Educação Superior
CNPQ	Conselho Nacional de Pesquisas
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i> (Análise Envoltória de Dados)
DEA-CRS/	Análise Envoltória de Dados com Retornos Constantes de Escala.
DEA-CCR	
DEA-VRS/	Análise Envoltória de Dados com Retornos Variáveis de Escala.
DEA-BCC	
DEA-S	Análise Envoltória de Dados Sequencial
DEA-SBM	<i>Data Envelopment Analysis - Slacks-Based Measure</i> (Análise Envoltória de Dados medida com base em folgas)
DMU	<i>Decision Making Units</i> (Unidades Tomadoras de Decisão)
EC	Índice de Mudança de Eficiência
EE	Eficiência de Escala
EI	<i>Excellence Initiative</i> (Iniciativa de Excelência)
ENADE	Exame Nacional de Avaliação do Ensino Superior
ET	Eficiência Técnica Global
ETP	Eficiência Técnica Pura
GEOCAPES	Portal com dados da capes por distribuição geográfica
GRP	<i>Gross Regional Product</i> (Produto Regional Bruto)
IES	Instituição de Ensino Superior
IFES	Instituição Federal de Ensino Superior
I.M / I.MQT	Índice de Produtividade de Malmquist
LDB	Lei de Diretrizes e Bases da Educação (Lei nº 9.394/1996)

MEC	Ministério da Educação e Cultura
M.E.	Mudança de Eficiência
M.T.	Mudança Tecnológica
NDEA	Network DEA (Análise Envoltória de Dados em Rede)
PIB	Produto Interno Bruto
PGD	Processo de Geração de Dados
PNPG	Programa Nacional de Pós-Graduação
PPG	Programa de pós-graduação
PPL	Problema de Programação Linear
PTF	Produção Total dos Fatores
REUNI	Programa de Reestruturação e Expansão das Universidades Federais
SFA	<i>Stochastic Frontier Analysis</i> (Análise de Fronteiras Estocásticas)
SNPG	Sistema Nacional de Pós-Graduação
TC	Índice de Mudança Técnica

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
1.1 OBJETIVOS	21
1.2 JUSTIFICATIVA	23
2 REVISÃO DA LITERATURA (TEÓRICA E EMPÍRICA)	26
2.1 REFERENCIAL TEÓRICO: CONCEITOS E MEDIDAS DA EFICÁCIA, PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA	26
2.1.1 Eficácia	30
2.1.2 Produtividade	31
2.1.3 Eficiência.....	34
2.2 MODELO DEA NO CÁLCULO DA EFICIÊNCIA	41
2.3 CONTEXTUALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DO OBJETO DE ESTUDO	42
2.3.1 A Pós-Graduação no Brasil e o Sistema Nacional de Pós-Graduação	43
2.3.2 CAPES e sua avaliação	45
2.4 ESTUDOS ANTERIORES.....	50
3 MÉTODO DE PESQUISA	64
3.1 SELEÇÃO DE VARIÁVEIS	65
3.2 IDENTIFICAÇÃO DE <i>OUTLIERS</i> , SUPEREFICIÊNCIA E SUPERINEFICIÊNCIA .	71
3.3 DEA-CCR e DEA-BCC	72
3.3.1 Network DEA	74
3.4 TESTE DE MODELOS.....	76
3.5 <i>BOOTSTRAP</i>	79
3.6 ANÁLISE DO IMPACTO DAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS: SEGUNDO ESTÁGIO.	81
3.7 AVALIAÇÃO DINÂMICA E ÍNDICE DE PRODUTIVIDADE DE MALMQUIST...	83
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	87
4.1 ANÁLISE DESCRITIVA.....	87
4.2 IDENTIFICAÇÃO DE <i>OUTLIERS</i>	923
4.2.1 Supereficiência e Superineficiência	97
4.3 TESTE DE MODELO (CRS OU VRS).....	102
4.4 NDEA-CLÁSSICO E <i>BOOTSTRAP</i> ORIENTADO AOS PRODUTOS.....	105

4.4.1 Cálculo da Eficiência a partir da utilização do <i>Bootstrap</i>	113
4.4.2 Resultados de Eficiência e Conceito CAPES.....	123
4.5 FATORES EXÓGENOS.....	125
4.6 AVALIAÇÃO DA PRODUTIVIDADE PELO ÍNDICE DE MALMQUIST.....	129
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	139
REFERÊNCIAS.....	143
APÊNDICE A – DMUs, programas e variáveis não-discricionárias utilizadas .	152
APÊNDICE B – DMUs e variáveis exógenas	156
APÊNDICE C – Resultados de eficiência para as três etapas	160
APÊNDICE D – Resultados de eficiência para as três etapas com <i>bootstrap</i> .	165
APÊNDICE E – <i>Script</i> no utilizado no <i>software</i> R-Studio.....	168

1 INTRODUÇÃO

No Brasil, a Constituição Federal (BRASIL, 2020) estabelece que a educação é direito de todos e dever do Estado e da família. Ela deve ser promovida e incentivada pelo Estado e a família com a colaboração da sociedade, visando o pleno desenvolvimento da pessoa, seu preparo para o exercício da cidadania e sua qualificação para o trabalho. Mesmo assim, não há dentro desse capítulo constitucional específico um tópico que trate especialmente do ensino superior, tampouco o sistema de pós-graduação possui alguma referência na Carta Magna.

É a Lei de Diretrizes e Bases da Educação Nacional (LDB), instituída pela lei nº 9.394, de 1996, que define a atual estrutura do sistema educacional. A legislação compreende a educação básica – formada pela educação infantil, ensino fundamental e ensino médio – e a educação superior – composta pelos cursos de graduação (podendo ser acadêmicos, profissionais ou tecnológicos) e pós-graduação. Esta se divide em cursos *lato sensu* (especialização) e *stricto sensu*, que compreende programas de mestrado e doutorado fornecidos, basicamente, nas universidades.

Esses programas, seguindo as tendências internacionais, surgiram em 1961 (IGARASHI *et al.*, 2008). Segundo Alves, Ferreira e Oliveira (2015), a pós-graduação foi estruturada no Brasil de forma mais intensa a partir do Parecer nº 977 CES/CFE, de 3 de dezembro de 1965, conhecido como Parecer Newton Sucupira, e da Reforma Universitária de 1968. O propósito dessa implementação era normatizar e institucionalizar os cursos já existentes e permitir a criação de outros programas de pós-graduação, fomentando as áreas técnico-científicas do país. É a partir desse momento que o ensino superior brasileiro dá um salto qualitativo, deixa de ser apenas um reprodutor do conhecimento, e passa a construí-lo com os pesquisadores, cientistas e críticos especializados (ALMEIDA JÚNIOR, 2005).

Esse desenvolvimento não aconteceu de forma homogênea em todos os campos do conhecimento e em todas as universidades. Houve uma preferência para os cursos de natureza exata como Matemática, Física e Engenharias e um enfoque menor para os cursos como Filosofia, Sociologia e outros das Ciências Humanas. A Contabilidade, por exemplo, só conseguiu implementar o primeiro curso de mestrado em 1970 e o de doutorado, em 1978, ambos ofertados pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo (FEA/USP).

Surge, em consequência desse movimento da década de 1960, a necessidade de avaliação e credenciamento dos respectivos cursos *stricto sensu*. Essa função foi atribuída à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), uma fundação vinculada ao Ministério da Educação (MEC), criada em 11 de julho de 1951. A CAPES hoje tem as seguintes atribuições: (i) desenvolver um programa de avaliação da pós-graduação *stricto sensu*; (ii) fomentar o acesso de divulgação e da produção científica; (iii) investir na formação de recursos humanos de alto nível, no país e exterior; (iv) promover a cooperação científica internacional; e (v) dar condições à formação inicial e continuada de professores para a educação básica nos formatos presencial e à distância (BRASIL, 2021a).

Os principais objetivos da CAPES são: i) certificação da qualidade da pós-graduação brasileira (referência para a distribuição de bolsas e recursos para o fomento à pesquisa); e ii) identificação de assimetrias regionais e de áreas estratégicas do conhecimento no Sistema Nacional de Pós-Graduação (SNPG) para induzir a criação e expansão de programas de pós-graduação no território nacional (CAPES, 2021b).

Segundo Moritz *et al.* (2013), por volta dos anos 1970, a CAPES deu início a um sofisticado sistema de avaliação que permitiu sistematizar o apoio oficial ao desempenho dos programas de pós-graduação. Com isso, passou a definir um padrão mínimo a ser exigido destes cursos, os quais são oferecidos pelas Instituições de Ensino Superior (IES). Esse foi um importante marco para o controle de qualidade dos cursos na pós-graduação.

Já os critérios avaliativos, considerados pela CAPES, definem a nota dos programas. Eles são assim compostos: proposta do curso; corpo docente; corpo discente; teses e dissertações/trabalhos de conclusão; produção intelectual e inserção social. Nesse caso, a nota dos cursos resulta em uma síntese de critérios quantitativos e qualitativos com pesos objetivos e subjetivos. Isso gera uma margem interpretativa para a avaliação final e a composição do ranking CAPES.

A nota final de cada programa está disposta em uma escala entre 1 (um) e 7 (sete). Para os cursos avaliados com 1 (um) ou 2 (dois), há o impedimento de registro de novos alunos. A pós-graduação será descredenciada. Salienta-se que não haverá prejuízo aos discentes que já estiverem regularmente matriculados, pois eles poderão

finalizar sua formação e receberão o respectivo diploma reconhecido com validade nacional.

Conforme a Portaria Nº 122 da CAPES (BRASIL, 2021c), os programas de pós-graduação devem ser avaliados em duas etapas. Na primeira, atribui-se a cada PPG uma nota, podendo ser de 1 (um) a 5 (cinco), em função do atendimento dos parâmetros básicos para os cursos somente com mestrado (acadêmico ou profissional). Na segunda etapa, indica-se, dentre os PPGs que receberam nota 5 (cinco), quais deles são elegíveis para notas 6 (seis) e 7 (sete), em função de outros parâmetros.

Em primeiro, para ser elegível com nota 6 (seis), deve o programa contar com curso de doutorado. Adicionalmente, deve ter recebido, nas duas avaliações periódicas anteriores, ao menos, três conceitos "Muito Bom" em três quesitos de avaliação, podendo ter recebido até dois conceitos "Bom" nos outros itens dos quesitos. Já para a aquisição de uma nota 7 (sete) será elegível o programa que contar com curso de doutorado o qual tenha funcionado nos dois últimos períodos avaliados e ter produção intelectual em língua estrangeira. Em suma, para os programas somente com cursos de mestrado a nota máxima possível é 5 (cinco). No caso dos programas com ambas as especializações (mestrado e doutorado), eles podem atingir o máximo de 7 (sete) na avaliação CAPES.

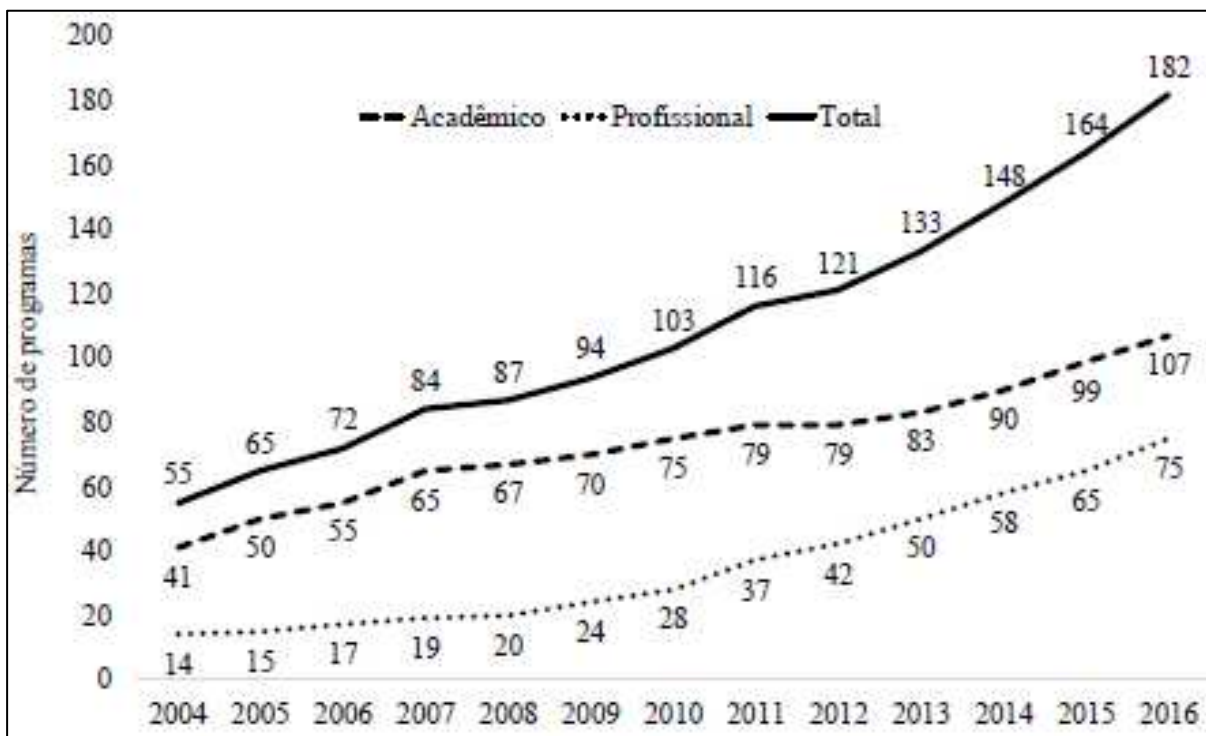
Um critério muito importante é a distribuição geográfica dos PPGs no país e como são afetados pelo contexto em que estão inseridos. É possível observar que a maior parte dos cursos ainda estão concentrados nas regiões mais desenvolvidas do país, com destaque às capitais dos estados. Há, assim, uma inclinação para a porção sul-sudeste do país no que se refere à concentração de PPGs.

Conforme o GEOCAPES¹, os dados de 2019 apontam que na região Sudeste existem um total de 1.994 programas de pós-graduação (75,3% da soma de todos os cursos de mestrados e doutorados). Como comparativo, vale destacar que a região Centro-Oeste apresenta somente 381 cursos. Em proporção menor ainda, encontra-se a região Norte com 273 cursos.

¹ Sistema que concentra dados dos Programas de Pós-Graduação de todo o país. Disponível em: <https://geocapes.capes.gov.br/geocapes/Acesso> em: 27 fev. 2023.

Em relação aos Programas de Pós-Graduação de Contabilidade, Administração, Administração Pública e Turismo (Área 27), os resultados do relatório quadrienal de 2017 mostram uma expansão de programas a uma taxa média de 9,3% entre os anos de 2004 e 2016 como mostra a Figura 1 a seguir:

Figura 1 - Crescimento de programas da Área 27 entre 2004 e 2016



Fonte: Relatório de Avaliação Quadrienal (CAPES, 2017).

Embora haja um aumento do número de programas (acadêmicos e profissionais), com uma taxa média de 10,42% para o quadriênio de 2013-2016, há um número reduzido entre os que obtiveram nota máxima. Segundo o último Relatório Quadrienal (CAPES, 2017), do total de programas avaliados com notas maiores ou iguais a 3, ou seja, aqueles que atenderam aos critérios mínimos e não são descontinuados, somente 11% conseguiram conceito 6 ou 7. Isso demonstra o alcance diminuto das IES dos critérios de excelência estabelecidos.

Nesse contexto, é importante ressaltar a ocorrência de uma pressão interna das universidades para que os programas de cada Instituição se enquadrem entre os melhores do país. Isso decorre, porque isso dá uma maior visibilidade. E, conseqüentemente, tem-se um retorno de investimentos, inclusive como incentivos de bolsas CAPES/CNPq para os programas.

Soma-se a isso o fato de que há diversas políticas públicas relacionadas à área educacional que consideram os resultados da CAPES como balizador de desempenho. Exemplo disso é a seleção de profissionais e/ou pesquisadores em diferentes instituições internas e algumas do exterior. Tal fato ocorre porque os resultados da CAPES são os principais parâmetros de qualidade existentes no Brasil para avaliação da pós-graduação.

Da mesma forma, os candidatos aos programas levam em consideração esses mesmos critérios para o ingresso em uma pós-graduação. No caso específico dos pós-graduandos, também devem ser considerados os aspectos econômico-sociais envolvidos como a modalidade do programa (presencial ou à distância); a questão de o programa ser público ou privado; a disponibilidade de bolsas, entre outros. Todos esses critérios acabam tendo influência direta ou indireta dos resultados da avaliação.

Em complemento à análise anterior, é necessária também a avaliação da produtividade dos respectivos programas. Isso é verificado, visto que somente os aspectos anteriores mencionados não são suficientes para a garantia do desenvolvimento esperado.

Diante dos fundamentos apontados, das pressões exercidas pela CAPES e outras decorrentes da sociedade como um todo, os colegiados dos programas de pós-graduação devem perguntar-se: é possível, com os recursos disponíveis, ter um melhor desempenho? Ou seja, podem os programas de pós-graduação serem mais produtivos e eficientes? Qual é a importância e significância dos fatores controláveis e não controláveis pelos programas na elevação do desempenho? Em torno dessas indagações está o problema central de pesquisa deste trabalho.

O referido problema é abordado na literatura utilizando-se métodos de *benchmark* e fronteira eficiente. Eles podem ser divididos basicamente em dois: abordagens de fronteiras estocásticas – *Stochastic Frontier Analysis* (SFA) – e enfoques não paramétricos, como a Análise Envoltória de Dados – *Data Envelopment Analysis* (DEA). Conforme Coelli, Rao e Battese (1998), ambas as abordagens apresentam vantagens e desvantagens, mas nenhuma é claramente superior à outra.

A vantagem do método das fronteiras estocásticas está em admitir a natureza aleatória do processo produtivo. Dessa forma, a relação insumos-produtos é modelada por uma função que acrescenta um erro composto ($e = v - u$). A variável v representa uma perturbação aleatória que incorpora fatores exógenos fora de controle

do produtor e u é a outra perturbação que representa uma medida de sua ineficiência. Por meio desse procedimento, é possível realizar inferências estatísticas, estimar o intervalo de confiança dos índices de eficiência e determinar o impacto de variáveis exógenas ao processo produtivo.

Segundo Sousa e Souza (2014), as maiores limitações desse método estão relacionadas com a variação significativa das medidas de eficiência de acordo com a forma funcional especificada. Também deve ser considerada uma desvantagem: a decomposição do termo de erro entre seus componentes – aleatório e eficiência. Isso porque eles dependem das hipóteses adotadas no que diz respeito à distribuição desses erros.

Já as abordagens não paramétricas, como a DEA, dispensam a especificação, *a priori*, da relação funcional entre os insumos e produtos. Com isso, ficam livres dos possíveis erros decorrentes dessa especificação. Diante desse método, o Conjunto de Possibilidade de Produção (CPP) e a fronteira eficiente são determinadas de uma forma mais indutiva, por meio de combinações lineares das melhores práticas que envelopam o conjunto de todos os processos produtivos tecnologicamente factíveis e empiricamente observados. Isso implica que, qualquer desvio em relação à fronteira do CPP passa a significar ineficiência. Assim, usam-se pressupostos menos restritivos sobre a tecnologia de produção. Conforme Schettini (2014), a principal vantagem da técnica da DEA é a flexibilidade na adequação aos dados.

Mesmo assim, essa técnica, como todo modelo, tem limitações. Sendo determinística, é muito suscetível às observações extremas e aos erros de medidas, bem como muito dependentes da qualidade da amostra e das variáveis dos modelos. Desconsiderando os fatores aleatórios, os escores de eficiências DEA podem ser fortemente enviesados se o processo produtivo é influenciado por elementos estocásticos. Em outras palavras, a principal fraqueza reside no fato de não levar em consideração perturbações aleatórias, decorrentes, por exemplo, de erros de mensuração, de fatores exógenos ou de outras discrepâncias estatísticas.

Para minimizar essas limitações, várias abordagens têm sido desenvolvidas nos últimos anos, como nos trabalhos seminais de Wilson (1993) e Simar (1992) que complementaram a DEA com a técnica computacional de reamostragem *bootstrap*. A utilização do método DEA-*Bootstrap* em dois estágios, chamado também de DEA semiparamétrico, cresce ano a ano no Brasil, seguindo as tendências internacionais.

Constatou-se dois estudos que utilizaram esse método na análise do ensino fundamental: em Minas Gerais (DELGADO; MACHADO, 2007) e no Rio Grande do Sul (FRIO *et al.*, 2018). Dentro dessa mesma abordagem, o trabalho de Schettini (2014) estima a eficiência da educação pública dos municípios brasileiros. Já Hammes Jr., Flach e Mattos (2020) pesquisaram a eficiência dos gastos públicos em 59 Universidades Federais Brasileiras entre 2013 e 2017.

Mesmo com a verificação da existência desses estudos, há poucos deles relacionados à eficiência da pós-graduação brasileira que utilizam a técnica DEA-*Bootstrap* em dois estágios. Como exemplo de pesquisa semelhante, é possível destacar o trabalho de Silva, Corrêa e Gomes (2016) que avaliam a eficiência DEA clássica e estática dos programas de Economia no triênio de 2010/2012. O trabalho dos autores buscou também identificar os *outliers* por meio das técnicas de jackstrap DEA e, no segundo estágio, utilizaram o modelo econométrico tradicional *tobit* sem *bootstrap*.

Faz-se, portanto, necessário proceder a uma análise estática e dinâmica da eficiência nos últimos anos dos programas de pós-graduação de Ciências Contábeis, Administração e Turismo. Deve-se fazer isso, sob o prisma deste estudo, acompanhado de intervalos de confiança, e testes de hipóteses, bem como verificar em que medida esse desempenho é influenciado pelos fatores endógenos e exógenos se utilizando de técnicas de *bootstrap*. Sem uma análise estatística dos índices de eficiência é difícil evidenciar a confiabilidade dos modelos DEA como instrumentos para a tomada de decisão e qualificar comparações de eficiência entre programas de pós-graduação.

1.1 OBJETIVOS

O objetivo principal deste trabalho é avaliar o desempenho dos programas de pós-graduação brasileiros nas especialidades de Administração, Administração Pública, Ciências Contábeis e Turismo e identificar os fatores determinantes da eficiência calculada para cada um deles. Para a realização dessa avaliação do desempenho, ou seja, para se efetuar a mensuração da eficiência dos programas, usa-se uma nova abordagem DEA efetuada em três estágios juntamente com a adoção do *bootstrap*.

No primeiro estágio, calculam-se estimadores robustos dos índices de eficiência com seus intervalos de confiança. Faz-se isso após identificar os possíveis *outliers*, viés de mensuração e testes do tipo de retornos de escala. Para tanto, utilizaram-se as técnicas de Network-DEA.

No segundo estágio, regridem-se os escores de eficiência global obtidos com as variáveis ambientais que afetam o desempenho dos programas com o modelo *tobit* juntamente com a técnica de replicação (*bootstrap*), de Simar e Wilson (2007). Isso permite corrigir os índices de eficiência com base nos parâmetros contextuais não controláveis. Em seguida, pretende-se analisar a dinâmica do desempenho dos programas em três períodos, usando-se o índice de Malmquist.

A análise do desempenho, nesse caso, leva em consideração o total de dados para o período de 10 anos (2007-2009; 2010-2012; 2013-2016). As divisões temporais escolhidas correspondem às últimas três avaliações realizadas pela CAPES. Com isso, é possível efetuar uma comparação entre os índices de eficiência calculados e os resultados das respectivas avaliações.

A Motivação de escolha desses programas deve-se ao fato de todos eles pertencerem ao mesmo grupo (definido pela CAPES como Área 27). Além disso, outro fator de influência para essa escolha é que há programas com cursos simultâneos de ambas as áreas, por exemplo Contabilidade e Administração. Destaca-se que a utilização de toda a Área 27 amplifica a amostra e o número de programas avaliados, dando maior robustez à análise a ser realizada.

No intuito de cumprir esse objetivo geral, os seguintes objetivos específicos são estipulados de modo a se direcionar o trabalho proposto:

- Realizar a revisão da Literatura com a identificação das principais variáveis utilizadas quando se trata de avaliação de desempenho em organizações educacionais, mais especificamente nos programas de pós-graduação quando possível;
- Caracterizar o processo produtivo realizado nos programas de pós-graduação como uma cadeia formada por três etapas em uma rede de subprocessos a partir da utilização das técnicas Network-DEA;
- Identificar a influência dos fatores contextuais, como localização (latitude e longitude), tipo de instituição (privada ou pública), grau (mestrado, mestrado e doutorado ou somente doutorado), modalidade (acadêmica

ou profissional) e o tempo de existência do curso, nos resultados de eficiência;

- Avaliar se os programas identificados como mais eficientes, com base no modelo adotado, correspondem aos que possuem a maior mensuração na avaliação da CAPES;
- Apontar as melhores práticas a serem imitadas pelos PPGs menos eficientes para que possam alcançar os melhores resultados em momento futuro;
- Avaliar, por meio do Índice de Malmquist, o comportamento da dinâmica da produtividade nos diferentes períodos selecionados e se as modificações ocorridas foram decorrentes de mudanças tecnológicas (*frontier-shift effect*) ou mudanças de eficiência (*catch-up effect*) nos programas estudados.

1.2 JUSTIFICATIVA

Desde a década de 1970, as avaliações de desempenho da pós-graduação vêm se consolidando como uma ferramenta confiável para os cursos existentes no país. Ainda assim, esse procedimento não está livre de críticas. Fatos como a avaliação ser realizada somente por pares, sem se considerar profissionais especialistas em avaliações, com foco em critérios acadêmicos (priorização de critérios mais voltados à pesquisa do que ao ensino) e a ideia de que um mesmo molde de base analítica é aplicado indistintamente a todos os cursos (SPAGNOLO; SOUZA, 2004; SILVA, 1999; GATTI *et al.*, 2013) são alguns dos exemplos de sugestões de melhorias a serem efetuadas nas avaliações. Mesmo com as dificuldades apontadas, atualmente, elas são um instrumento eficaz para fornecer a melhor perspectiva dos cursos *stricto sensu* do país e sustentar como se dá o desenvolvimento da ciência brasileira.

Nesse contexto, a intenção do estudo está diretamente ligada a mostrar outra forma de mensuração do desempenho dos PPGs no país. Para tanto, foram utilizados os escores de eficiência técnica relativa dos programas, considerando: os insumos, os resultados, o contexto diferenciado e a dinâmica dos PPGs. Essa abordagem permite apontar os principais critérios que explicam a eficiência dos programas e as

melhorias que podem ser realizadas com base nas melhores práticas, contribuindo também com o avanço nas discussões sobre eficiência e aprimoramento para as avaliações posteriores.

O desenvolvimento do estudo traz dois aportes. O primeiro está relacionado com as contribuições científicas. Já o segundo traz as contribuições práticas geradas a partir da avaliação dos cursos de pós-graduação.

Como já mencionado, o trabalho foca em um tema que tem sido pouco explorado no Brasil. São escassos os pesquisadores e grupos de pesquisa que tratam a eficiência dos programas de pós-graduação. Isso acaba refletindo na pequena quantidade dos estudos publicados em periódicos científicos de relevância. Assim, os méritos científicos da pesquisa estão em sua novidade.

Em complemento à relevância científica, a contribuição prática deste trabalho pode ser resumida da seguinte forma:

- a) Incorpora múltiplos insumos e resultados (desejáveis e não desejáveis) que devem ser ponderados diferentemente em função do perfil de cada instituição. Portanto, esta pesquisa prescinde (mas não rejeita) de sistemas de pesos pré-definidos, ou seja, estima (não faz julgamentos a priori) a relevância e peso dos *inputs* e *outputs* na determinação da eficiência;
- b) Testa a hipótese sobre o tipo de retornos de escala, ou seja, o modelo de retorno mais adequado. Este teste é importante porque a discricionariedade na escolha de um modelo (CCR ou BCC) ou a adoção dos dois modelos simultaneamente pode não ser adequada. Impor, a priori, um suposto sobre os retornos de escala pode distorcer seriamente as medidas de eficiência se a verdadeira tecnologia for outra (SIMAR; WILSON, 2002);
- c) Abre a estrutura interna do sistema produtivo dos PPGs, define esse processo produtivo como uma cadeia formada de três estágios e permite estimar as ineficiências correspondentes em cada um deles. Assim, decompõe-se a eficiência global em estágios específicos;
- d) Compara os PPGs com a máxima produtividade (melhor prática), bem como pode assegurar que os PPGs sejam comparados com PPGs de tamanho equivalente ou não a depender dos resultados de ineficiência de escala;
- e) Caracteriza cada programa como eficiente ou ineficiente por meio de uma única medida resumo de eficiência, identificando PPGs eficientes de referência para

aqueles que forem assinalados como ineficientes e semelhantes. Ou seja, por meio desses escores, os PPGs ficam sabendo como estão se saindo em comparação com os demais e o que podem aprender com cada um deles;

- f) Baseia-se em observações individuais e não em valores médios e possibilita definir individualmente metas de melhorias e valores ótimos de produção e de consumo para unidades ineficientes;
- g) Regressões são utilizadas para lançar luz acerca dos determinantes exógenos dos escores de desempenho dos PPGs, bem como para corrigir tais estimativas e obter rankings ajustados pela influência desses fatores não controláveis pelos colegiados;
- h) Permite a análise longitudinal de dados em painel, baseado no cálculo do índice Malmquist, o que possibilita comparar o desempenho de uma ou mais PPGs em diferentes períodos.

Além dos fatores anteriormente indicados, a justificativa do estudo passa também por uma análise mais objetiva da avaliação da eficiência dos cursos. Isso só é possível graças ao método DEA semiparamétrico, o qual é caracterizado por forma mais imparcial de avaliar os programas das universidades diferentemente da metodologia empregada pela CAPES atualmente. Assim, a abordagem empregada neste trabalho permite aumentar o grau de robustez dos índices e estimar a influência dos fatores exógenos na eficiência em cada um dos casos avaliados.

Adicionalmente, justifica-se um olhar sobre o investimento de recursos financeiros nestes programas (sejam públicos ou privados) e a relação destes com o nível de produção. No trato entre eficiência, capacidade financeira e educação, Rosano-Peña, Albuquerque e Carvalho (2012) destacam que o aumento dos investimentos financeiros em entidades ineficientes não resultará em elevação relativa do desempenho escolar, poderá, em vez disso, resultar em desperdício de recursos. Portanto, eles recomendam corrigir o problema de ineficiência previamente, assim, após essa etapa, estudar a possibilidade de maior aporte financeiro.

Compreendida sua relevância, este trabalho está organizado em cinco capítulos. Depois desta introdução, o capítulo seguinte trata do referencial teórico. O terceiro capítulo discute a base metodológica a ser utilizada. Já o quarto apresenta os resultados com base nos cálculos realizados a partir dos dados coletados. O último capítulo traz as considerações finais do estudo desenvolvido.

2 REVISÃO DA LITERATURA (TEÓRICA E EMPÍRICA)

O presente capítulo compreende a revisão da literatura teórica e empírica referente ao tema e os problemas de investigação. Nesse sentido, há uma divisão em quatro seções que tratarão das seguintes temáticas de forma específica: (i) Referencial Teórico; (ii) DEA; (iii) Contextualização e caracterização do objeto de estudo; e (iv) uma revisão da literatura contendo os principais apanhados sobre o tema analisado. Tem-se, assim, um embasamento da seleção de variáveis essenciais a serem definidas para o modelo de avaliação aqui desenvolvido.

2.1 REFERENCIAL TEÓRICO: CONCEITOS E MEDIDAS DA EFICÁCIA, PRODUTIVIDADE E EFICIÊNCIA

Eficiência, eficácia e produtividade são conceitos basilares aplicados em diversas áreas para avaliação de desempenho. Esses conceitos, atualmente, são bastante difundidos dentro das áreas de Economia, Administração e Contabilidade. Antes de tratar diretamente de cada um deles, é necessário inicialmente retomar e compreender a definição de produção, tecnologia e conjunto de possibilidade de produção.

A produção é um processo que relaciona insumos e produtos. Em outros termos, produção pode ser entendida como a transformação de insumos em produtos com a utilização de determinada tecnologia. A produção também pode estar ligada a outros setores que não a ideia de fabricação, como prestação de serviços a clientes, a construção de carteiras de investimentos. Aplicam-se, assim, recursos com o objetivo de obter rendimentos e lucros, e outras situações semelhantes sem fins lucrativos que correlacionem entradas e saídas.

Do conceito de produção deriva a expressão matemática da função de produção. Essa expressão relaciona a quantidade de todas as entradas com a maior quantidade de todas as saídas possíveis (máxima produção alcançada com os insumos disponíveis). A representação dessa função é dada por:

$$Y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

onde Y é a quantidade agregada dos produtos gerados e x indica as quantidades empregadas dos n fatores de produção (insumos).

O processo produtivo pode ser caracterizado por uma tecnologia. Esta última resulta da incorporação do conhecimento científico aos processos produtivos e representa a principal restrição enfrentada pelo gestor na otimização dos resultados. Dentre a disposição das unidades produtivas, existe um conjunto de diferentes tecnologias em um determinado momento. É comum observar mais de uma forma de se produzir um determinado produto, abrangendo desde uma grande quantidade de funcionários e poucas máquinas e equipamentos. Outra maneira seria com um grande número de máquinas e equipamentos e pouca quantidade de mão de obra. Conseqüentemente, o conhecimento desse conjunto de tecnologias torna-se um pré-requisito para análise de desempenho.

A representação da tecnologia leva a um novo conceito, o Conjunto de Possibilidades de Produção (CPP). Ele é definido como o conjunto de combinações possíveis de bens e/ou serviços que um conjunto de unidades produtivas pode gerar. Para isso, são considerados os recursos disponíveis e a tecnologia existente em um determinado momento.

O CPP tem uma fronteira de delimitação, já que os valores acima desse limite são inatingíveis com a tecnologia existente, dependendo de inovações tecnológicas futuras. Logo, as unidades tomadoras de decisão (DMUs – sigla derivada do inglês – *Decision Making Units*) que formam a fronteira maximizarão os produtos e/ou minimizarão os insumos. Tais resultados é o que se considera como eficiência. Por outro lado, as unidades produtivas que estão abaixo da fronteira podem ser considerados ineficientes, porque estas, ou utilizarão insumos em demasia, ou gerarão uma produção abaixo da ideal para a mesma quantidade de insumos.

Uma das grandes vantagens encontradas no estudo dos CPPs, é que eles permitem a análise simultânea da relação entre vários produtos e insumos. Adicionalmente, conforme Mas-Colell, Whinston e Green (1995), as CPPs possuem propriedades específicas para serem válidas, das quais merecem destaque:

1. Os vetores insumos (x) e produtos (y) se localizam no primeiro quadrante de um sistema multidimensional de coordenadas cartesianas, ou seja, eles possuem valores maiores ou iguais a 0;

2. O Conjunto de Possibilidades de Produção sempre será um conjunto fechado em que os elementos pertencentes à fronteira são parte do CPP e devem estar maximizando a produção com um número fixo de insumos e/ou deve usar um nível mínimo de insumos para se atingir um determinado nível de produção;
3. O procedimento de transformação é irreversível, ou seja, a utilização de matéria-prima e os outros gastos decorrentes da produção não podem ser recuperados com a reversão do processo. A mesma ideia é válida para a prestação de um serviço, a partir do momento que este foi executado não há como se retornar à situação antes de sua prestação como, por exemplo, uma aula ministrada;
4. Há um limite máximo de produção com os insumos disponíveis a partir da tecnologia existente em um dado momento. Isso significa que não existe possibilidade de se gerar infinitos produtos a partir de uma quantidade finita de insumos;
5. Se (x, y) pertencem ao CPP, isto implica que $(\beta x, y)$ também pertencem ao mesmo conjunto, desde que β seja maior ou igual a 1. Analogamente, cumpre-se que $(x, y/\beta)$ deve ser parte do CPP. Dessa forma, o CPP contém possibilidades de não maximizar a produção e/ou minimizar os insumos;
6. A curva fronteira pode apresentar um formato convexo. Esse comportamento, quando observado, é uma consequência direta da lei dos rendimentos decrescentes de escala. Tal propriedade indica que, na fronteira, o aumento da produção de um produto adicional exigirá uma quantidade de recursos relativamente superior;
7. A curva superior do CPP pode apresentar retornos crescentes de escala. Isso acontece quando a quantidade produzida cresce numa proporção maior que a do crescimento dos insumos empregados na produção. Por exemplo, ao dobrar a mão-de-obra e capital, então, a produção triplica;
8. A fronteira superior do CPP pode apresentar retornos constantes de escala e ser representada por um formato linear. Se há retornos constantes de escala, então dobrando a quantidade de insumos se gerará exatamente o dobro da quantidade produzida.

Partindo das ideias anteriormente elencadas, é possível entender melhor os conceitos de eficácia, produtividade e eficiência. Com frequência, eles são utilizados como sinônimos, já que se tornaram indicadores de desempenho. Só que dar o mesmo significado a esses conceitos pode levar a confusões, visto que eles expressam aspectos diferentes do processo produtivo (ROSANO-PEÑA; GOMES, 2018).

2.1.1 Eficácia

No que diz respeito ao conceito de eficácia, Giménez, Prior e Thieme (2007) afirmam que essa é uma condição necessária (mas, não suficiente) para obtenção do máximo de rendimento, ou seja, para uma alocação ótima de recursos. Nesse sentido, ser eficaz, ainda que não seja o único requisito, é elemento necessário quando se trata de ser eficiente. Isso aponta a relevância do conceito no desempenho.

Belloni (2000), por sua vez, afirma que a eficácia pode ser entendida como um critério de desempenho associado ao cumprimento dos objetivos e metas internas à instituição. Dentro dessa visão, Rosano-Peña (2008) define o conceito de eficácia como uma medida normativa que busca o alcance dos objetivos. Desse modo, um sistema que não alcança plenamente seus objetivos ou os seleciona de forma inadequada acaba por ter um desempenho ineficaz, independentemente da relação custo-benefício encontrada. Nesse contexto, é necessário entender que a eficácia está ligada somente aos resultados a serem atingidos sem considerar os recursos utilizados para alcançá-los.

Com enfoque sobre o mesmo conceito, Savoie e Morin (2001) trazem a discussão de que a avaliação da eficácia com critérios e indicadores adequados é o cerne do bom desempenho das organizações nas mais diversas áreas de atuação. Eles apontam ainda que muitas vezes a eficácia é subestimada, porque muitas organizações ainda continuam a mensurar seu desempenho usando um rol limitado de critérios e indicadores. Já para Mattos e Terra (2015), a eficácia pode ser compreendida como a capacidade de atingir um objetivo proposto.

Para Rosano-Peña e Gomes (2018), a eficácia pode ser medida pela relação entre os resultados obtidos e os possíveis, quer dizer, ser eficaz é conseguir atingir ou superar um dado propósito. No setor público, a eficácia deve concentrar-se na

qualidade do resultado e nas quantidades necessárias de certas ações públicas. Dessa forma, uma organização eficaz oferta o volume adequado do produto certo para determinada necessidade. Os autores trazem um exemplo didático para a compreensão da mensuração da eficácia.

Rosano-Peña e Gomes (2018) consideram a prestação dos serviços de um Tribunal de Justiça de Estado, que tinha como meta diminuir, em um determinado período, os processos pendentes em 15%, e, ao fim, conseguiu uma redução de 21%. Assim, pode-se dizer que esse tribunal foi altamente eficaz, que seu índice de eficácia é 1,4 (21/15) e superou a meta em 40%. Por sua vez, a ineficácia está ligada a índices menores que 1, e quanto menor esse índice, maior a ineficácia. Se a organização atingiu um índice de 0,8, por exemplo, ela deve melhorar seu resultado em 20% para tornar-se eficaz. A mesma lógica pode ser utilizada para a mensuração da eficácia na prestação de qualquer outra atividade pública ou privada.

Deve-se ponderar que é mais complexo realizar esse mesmo tipo de análise quando existem diversos objetivos a serem alcançados simultaneamente. Essa mensuração exige uma mensuração das prioridades e uma definição da importância relativa de cada uma delas. Os agentes tomadores de decisão, geralmente, possuem pontos de vista conflitantes e diferentes juízos de valores. Isso pode levar a ponderações subjetivas e arbitrárias.

Assim, conforme os conceitos apontados, a ideia de eficácia está intimamente ligada ao cumprimento dos objetivos de uma instituição de forma plena. De toda sorte, embora a eficiência e a eficácia sempre sejam tratadas como conceitos próximos, não há uma obrigatoriedade de que a satisfação plena de um deles implique diretamente o alcance do outro.

2.1.2 Produtividade

De forma geral, a produtividade é a relação entre a saída de bens e serviços gerados e as entradas de recursos, humanos e não humanos, utilizados no processo de produção, sendo a relação expressa na forma de uma razão (SHARPE, 2002). Pelo conceito anterior, a produtividade tem um olhar voltado aos resultados obtidos a partir de insumos disponíveis, mas não se discute nesse ponto a melhor combinação possível de insumos para se atingir um resultado. Isso implica que o conceito, a

princípio, esteja ligada a ideia da relação direta existente entre insumos e produtos sem levar em conta as melhores práticas para isso.

Em síntese, é possível compreender a produtividade como uma medida dada pela relação entre dois termos distintos: produto e insumo. É a quantidade produzida por uma unidade de insumo dado. Por exemplo, alunos formados em relação ao número de professores. Na área agrícola, é o total de grãos produzidos pelo total de hectares de terra. Também, como exemplo, pode ser a quantidade de atendimentos que um servidor consegue realizar em uma repartição pública, ou o número de processos sentenciados mensalmente pelos juízes de determinada comarca.

Na obra de Coelli *et al.* (2005), desenvolve-se a ideia de produtividade, definida como uma medida de desempenho que considera a proporção de saídas para as entradas utilizadas, onde os maiores valores desta proporção são associados a um melhor desempenho. Logo, quanto maior o resultado da razão entre produtos e insumos, melhor o desempenho da organização em análise. Em outras palavras, a produtividade cresce na medida em que o termo do numerador (produtos) é maior do que o termo do denominador (insumos).

Segundo Tupy e Yamaguchi (1998), o crescimento da produção pode ser calculado em relação à mudança da produtividade no tempo. Por exemplo, sejam t e $t + 1$ dois períodos distintos. Seja o produto de cada período representado por y^t e y^{t+1} e, do mesmo modo, os insumos sejam x^t e x^{t+1} ; para cada período, o conjunto de possibilidade de produção S^t será dado por:

$$S^t = \{(x^t, y^t) | x^t \text{ pode produzir } y^t\}, \quad (2)$$

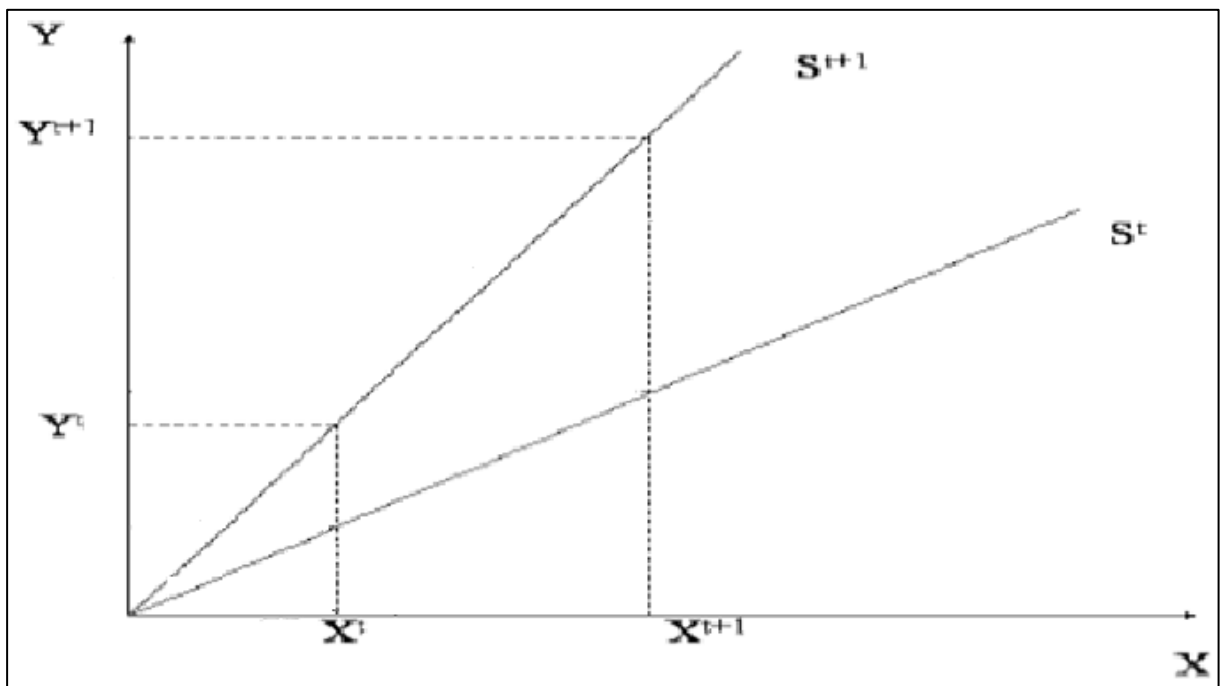
onde $x^t \in R_+^m$ e $y^t \in R_+^s$ indicam o modelo de transformação dos m insumos em s produtos. A mesma relação será válida para S^{t+1} no período seguinte. Nesse caso, o conjunto S descreve todos os pares possíveis de produto-insumo num dado tempo.

Graficamente a respectiva situação com retornos constantes de escala pode ser representada como na Figura 2. Nessa ilustração, como a produtividade é definida pela razão dos produtos e insumos, ela corresponde à inclinação de cada uma das retas da figura para as respectivas fronteiras de produção S^t e S^{t+1} . Ou seja, a produtividade máxima no período t será $P^t = \frac{y^t}{x^t}$ na reta S^t e a produtividade máxima

no $t+1$ vira $P^{t+1} = \frac{y^{t+1}}{x^{t+1}}$ na reta S^{t+1} . Assim sendo, a variação da produtividade máxima de um período para outro pode ser medida por $\frac{P^{t+1}}{P^t}$. Na Figura 2, identifica-se pela diferença vertical entre as duas linhas.

Em uma situação com múltiplos insumos, a produtividade calculada é chamada de produtividade parcial e passa a ser um indicador insuficiente para tirar conclusões gerais sobre desempenho. A produtividade parcial possibilita que se atribua a um insumo o resultado gerado por outros *inputs* não incluídos na relação. Em outras palavras, o acréscimo na produtividade de um insumo pode ser obtido em detrimento da diminuição da produtividade de outro recurso, dada a existência de múltiplas formas de combinar os insumos para atingir um determinado nível de produção e da possibilidade de substituição parcial de um insumo por outro.

Figura 2 - Índice de Produtividade em diferentes períodos



Fonte: Adaptação de Vicente (2004).

Isso motivou o surgimento de um novo conceito, a Produtividade Total dos Fatores (PTF), que pode ser entendida como a razão entre a soma ponderada de todos os insumos e produtos. Matematicamente ela pode ser representada por:

$$PTF = \frac{v_1 y_1 + v_2 y_2 + \dots + v_s y_s}{u_1 x_1 + u_2 x_2 + \dots + u_m x_m} = \sum_{r=1}^s v_r y_r / \sum_{i=1}^m u_i x_i = \frac{\text{Produtos agregados}}{\text{Insumos agregados}} \quad (3)$$

onde u_s e v_m são respectivamente as ponderações (ou preços) do s -ésimo produto e m -ésimo insumo que permitem criar os valores agregados dos produtos (y) e insumos (x).

Estando disponíveis os pesos (ou preços), os produtos e os insumos para dois períodos seguidos, há a possibilidade de se estimar a evolução da produtividade de cada unidade produtiva de um período para outro (PTF^{t+1}/PTF^t). Com isso, são identificadas as mudanças tecnológicas (*frontier-shift effect*) e as alterações com relação à fronteira (*catch-up effect*) nas DMUs estudadas.

Uma breve elucidação dos conceitos anteriores se faz necessária. Primeiramente, em Bogetoft e Otto (2011), a ideia de efeito *catch-up* está ligada à variação da produtividade, independentemente das mudanças de tecnologia. Nesse caso, a mensuração é feita sobre a proximidade ou afastamento da DMU da fronteira do CPP. Esse movimento indica uma melhora ou piora da produtividade em relação às melhores práticas. Já para o caso do *frontier-shift effect*, o entendimento é dado pela mudança técnica ocorrida, isto é, a evolução tecnológica (inovação) pode resultar em melhores resultados e uma nova fronteira é formada com base na tecnologia desenvolvida.

Essa explicação será retomada em seção mais adiante quando for discutida a formulação e aplicação do índice de produtividade de Malmquist. Vale reforçar que o objetivo, nesse caso, é justamente verificar a variação da produtividade ocorrida entre os períodos e as análises dela decorrentes.

De posse dos conceitos de produção e produtividade, intuitivamente começa a ser construída a ideia de eficiência, visto que, na gestão de processos, a maximização dos resultados e minimização dos insumos são princípios basilares da análise econômica das organizações produtivas. Devido à relevância desse tema, que também pode ser utilizado no estudo das DMUs, há uma discussão mais aprofundada sobre essa temática na próxima subseção.

2.1.3 Eficiência

O conceito de eficiência, embora muito empregado na Economia, possui uma abrangência para a mensuração de resultados em diferentes áreas. O entendimento desse conceito e sua mensuração é de suma importância para análise e interpretação do presente estudo para avaliação de desempenho das DMUs. Por esse motivo, torna-se necessário avançar na discussão acerca do termo e a caracterização de seus principais desdobramentos referenciados na literatura, como as definições de eficiências técnica, de escala, alocativa e global.

A definição geral de eficiência está diretamente ligada à máxima produtividade. Assim, eficiência seria a capacidade de maximizar a produtividade, ou seja, se obter o maior benefício possível (produto máximo) a partir de uma quantidade fixa de recursos, ou menor quantidade de insumo para um dado nível de produção. Mais que isso, a eficiência pode ser entendida como uma produtividade dos resultados de uma DMU em relação às melhores práticas, em períodos distintos, ou de um mesmo período.

Para Tupy e Yamaguchi (1998), a eficiência de uma unidade produtiva, na dimensão dos insumos, pode ser obtida a partir da estimativa de uma função de fronteira. Essa função é o padrão de comparação pelo qual todas as unidades são avaliadas. Um exemplo desse tipo de fronteira é a função produção. Esse tipo de função, como já explicado, indica a produção máxima alcançada a partir de um determinado nível de insumos.

Outra definição pode ser encontrada no estudo de Koopmans (1951). O referido autor afirma que uma unidade produtiva é eficiente se, e somente se, é tecnologicamente impossível aumentar qualquer *output* (e/ou reduzir qualquer *input*) sem simultaneamente reduzir outro *output* (e/ou aumentar qualquer outro *input*). Dessa forma, pode-se afirmar que a eficiência se revela quando uma DMU obtém o maior nível de produção possível com um determinado nível de insumo ou quando emprega a menor quantidade possível de insumos para produzir um número dado de produtos.

Farrell (1957) destaca que a eficiência pode ser mensurada por meio da análise da produtividade. Para isso, é necessário pressupor a ideia de que a produção obtida seja comparada com as de melhor prática. Isso significa encontrar o limite máximo de

produtos a ser alcançado por cada unidade avaliada dada a quantidade de insumos utilizada. Outro ponto importante desse fundamento é que, a partir da identificação dos melhores resultados da produtividade, é possível fazer uma comparação das DMUs com as melhores práticas.

Ainda segundo Farrell (1957), o conceito geral de eficiência pode ser dividido em dois. Um deles é a *eficiência técnica* e o outro chamado *eficiência alocativa*. A primeira está associada à produção máxima a ser obtida a partir dos insumos considerando apenas as quantidades técnicas, ou seja, não considerando seus valores monetários. A segunda se dá ao se utilizar a relação produtos/insumos ótima em valores monetário, isto é, considerando seus respectivos preços. Vale ressaltar que as ideias de Farrell tiveram por base teórica os trabalhos na *análise de atividade*, de Koopmans (1951), e no conceito de *coeficiente de utilização de recursos*, de Debreu (1951).

A eficiência técnica pode ainda apresentar duas medidas radiais: (i) a orientação ao insumo, que foca na minimização equiproporcional dos insumos, mantendo a produção constante; (ii) a orientação ao produto que foca na maximização equiproporcional dos produtos, mantendo os insumos constantes. As formas anteriormente apresentadas para mensurar a eficiência também podem ser chamadas de *Eficiência Técnica de Farrell* que é a inversa da *Eficiência Radial*, de Shephard (1970). Desconsiderando a existência de possíveis folgas nos insumos e produtos, elas ainda são um caso particular do conceito de Koopmans (1951).

Lovell (1993) também afirma que há três possibilidades para a mensuração da eficiência técnica. Segundo o autor, eficiência de uma unidade produtiva é obtida ao se comparar a relação entre o produto observado e o máximo produto potencial a ser alcançado, dados os insumos utilizados. Outra possibilidade é pela comparação entre o insumo observado e o insumo mínimo potencial necessário para produzir certo produto. A terceira possibilidade é alguma combinação dos dois.

No caso da eficiência alocativa, admite-se um arranjo ideal de insumos de modo a se alcançar o menor custo, não existindo outra combinação melhor entre os insumos dispostos. É possível afirmar que esse tipo de eficiência reflete a habilidade da unidade produtiva de definir a combinação ótima dos insumos no intuito de minimizar os custos de um determinado nível de produção. Por sua vez, quando orientada ao produto, a eficiência alocativa está condicionada ao alcance do retorno

máximo. Dessa forma, busca-se a melhor combinação possível de produtos a ser alcançada de modo a se maximizar a receita. Nesse sentido, qualquer outro caso de alteração indica uma maneira menos eficiente quando comparado ao *benchmark*.

Rosano-Peña e Gomes (2018), por sua vez, em conformidade com o estudo de Farrell (1957), decompõem a eficiência técnica global em pura e de escala. Os autores afirmam que a eficiência técnica global considera exclusivamente os aspectos físicos do processo produtivo e, com isso, indica a habilidade de uma organização na maximização da relação produto-insumo (y/x).

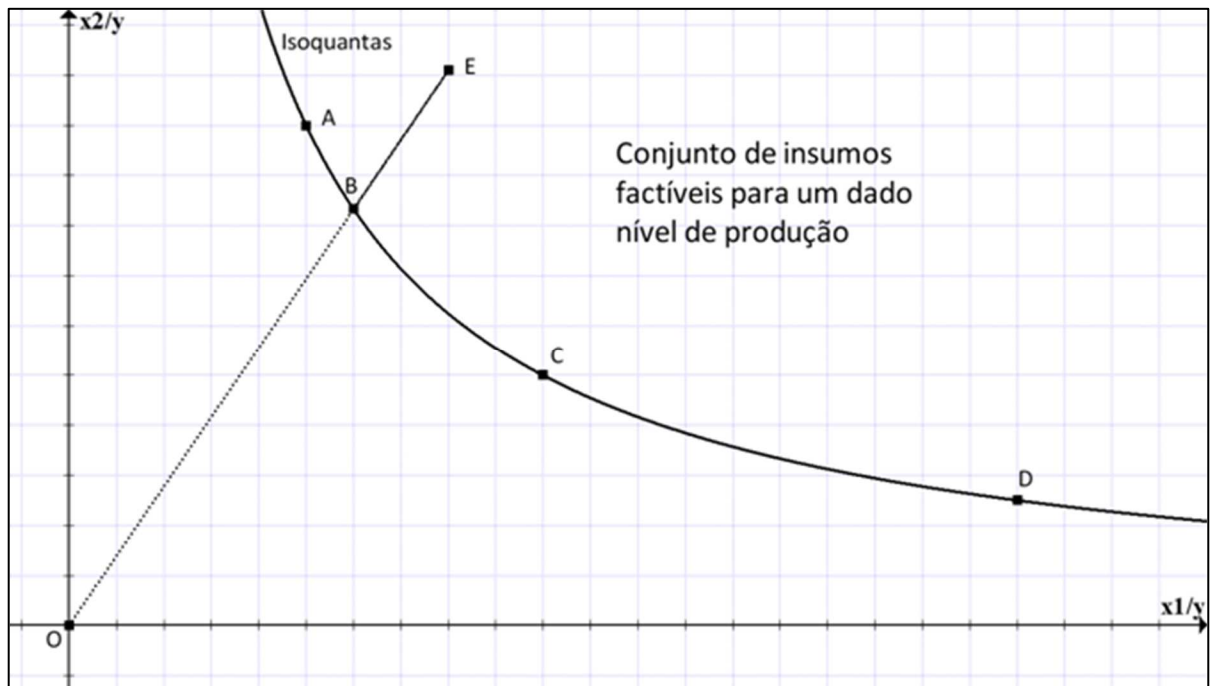
Em aprofundamento ao conceito anterior, é possível afirmar que uma unidade produtiva tem eficiência técnica pura (ETP) quando emprega o menor nível de insumos possível para produzir um nível dado de produção, ou quando obtém o maior nível de produção possível com um dado nível de insumos. Ou ainda, diz-se que um produtor, que produz dois ou mais produtos, tem eficiência pura, para certa quantidade de insumos, se ele somente consegue aumentar a produção de um produto quando diminui a produção de algum outro.

Consequentemente, a eficiência técnica pura toma em consideração a fronteira do CPP com retornos variáveis de escala, diferentemente da Eficiência Técnica Global (ET) que assume como referência a Fronteira da Máxima Produtividade (PTF) com retornos constantes de escala. Dessa forma, a eficiência técnica pura relaxa a hipótese de retorno constante de escala, pressupondo a existência de retornos variáveis de escala (crescente ou decrescente). Isso permite deduzir a Eficiência De Escala (EE).

A eficiência de escala está relacionada ao porte adequado das DMUs. Nesse sentido, a DMU superdimensionada e a subdimensionada tem ineficiência de escala mesmo possuindo eficiência técnica pura. A escala ótima de produção é observada nas DMUs quando ocorre a maximização da PTF.

Assim, é interessante observar que a eficiência de uma DMU pode ser medida em termos de sua distância da fronteira de eficiência. Para isso, é necessário primeiramente identificar se a análise a ser realizada tem como foco a otimização dos produtos ou insumos. Uma forma de melhor entender essa relação é considerar a Figura 3 que leva em conta os conceitos de Farrell (1957) para o caso da eficiência técnica orientada aos insumos.

Figura 3 – Medida de Eficiência Técnica Pura (ETP) orientada aos insumos



Fonte: adaptado de Rosano Peña e Gomes (2018).

Na Figura 3, considera-se uma tecnologia que utiliza dois insumos (x_1 e x_2) para gerar uma quantidade dada de produtos (y). Nesse caso, a fronteira do CPP é chamada de isoquanta e é formada pelas unidades produtivas (DMUs) A, B, C e D classificadas como eficientes em termos técnicos puros (ETP), já que são as unidades que minimizam os insumos para o nível de produção dado. Ou seja, há um rendimento de produtos com a utilização mínima dos recursos dados para os quatro pontos citados.

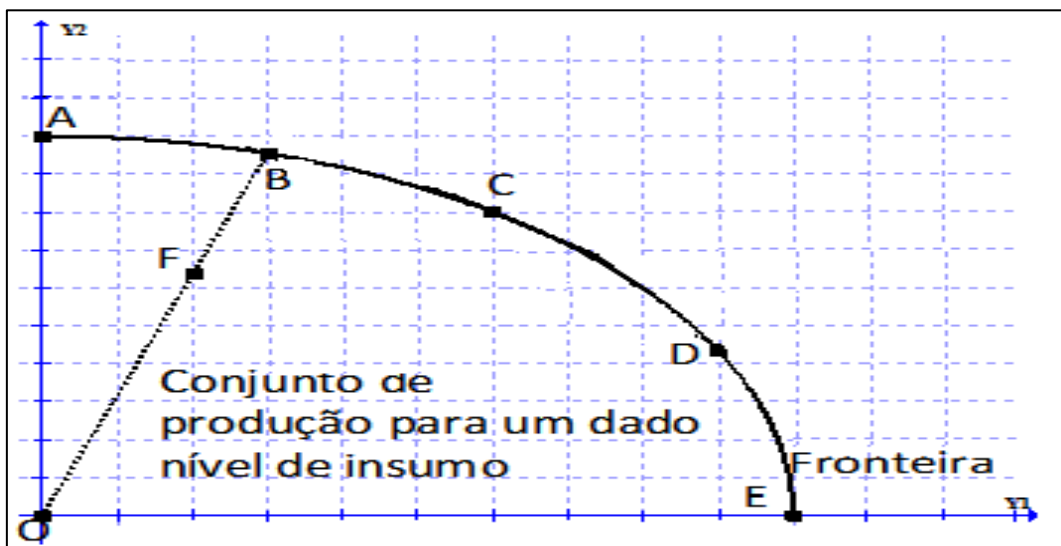
Para o caso da orientação aos insumos, a eficiência de Farrell será dada por um valor entre 0 e 1. Quanto maior for esse valor, maior é a eficiência técnica pura da DMU, visto que a fronteira de eficiência se forma para DMU com eficiência igual a 1 e quanto mais distante da fronteira menor é a eficiência verificada. Já as unidades que não atingem os valores mínimos de insumos identificados (como no caso da unidade E da Figura 03) colocam-se acima dessa fronteira e são classificadas como ineficientes. Em consequência, a distância radial que separa cada unidade da curva isoquanta indica o nível de ineficiência técnica pura.

Dessa forma, a ineficiência técnica do ponto E é calculada pelo segmento de reta \overline{BE} . Essa distância representa o menor montante de redução para todos os *inputs* sem alterar o nível de produção y . Essa ineficiência em valores relativos é

normalmente expressa pela relação $(\overline{OB})/(\overline{OE})$. Para indicar essa relação em diferença percentual, é possível utilizar a expressão dada por $(\overline{OB}/\overline{OE} \times 100)$, que é menor que 100%, visto que o valor de \overline{OE} é superior ao valor de \overline{OB} . Esse cálculo indicaria a redução dos insumos para que a unidade E alcançasse a fronteira, ou seja, a eficiência técnica pura. Por exemplo, se $[(\overline{OB}/\overline{OE}) \times 100] = 80\%$, isso indicará que a DMU_E deve reduzir os insumos em 20% para tornar-se eficiente e colocar-se na fronteira. Relação similar pode ser utilizada para a determinação da eficiência técnica pura orientada aos produtos. A primeira observação a ser realizada é que o índice de eficiência de Farrell orientado aos *outputs* estará entre 1 e ∞ .

A Figura 4 representa a fronteira da eficiência técnica pura quando considerada a orientação aos produtos. Nela, é possível verificar que os pontos A a E estão localizados na fronteira do CPP formada pelos produtos y_1 e y_2 para um dado nível de insumo. Dessa forma, é possível verificar que o ponto F localiza-se abaixo da fronteira. Isso indica que, com a mesma quantidade de insumos, esta unidade poderia ter uma produção maior.

Figura 4 - Eficiência Técnica Pura (ETP) orientada aos produtos



Fonte: Adaptação de Rosano-Peña e Gomes (2018).

Na referida figura, é possível verificar que a ineficiência técnica pura de F pode ser determinada pela distância euclidiana entre o ponto F e a fronteira. A relação de ineficiência de F pode ser dada pela expressão $\overline{OB}/\overline{OF}$. Assim, há uma inversão de valores em relação ao caso anterior, nota-se que \overline{OB} é maior que \overline{OF} . A relação

percentual entre as distâncias será dada por $\{(\overline{OB}/\overline{OF}) \times 100\}$. O número obtido indicará em quanto a unidade F deve aumentar proporcionalmente os produtos para ter eficiência técnica pura. Por exemplo, se $(\overline{OB}/\overline{OF}) \times 100 = 120$, esse valor indicará que F deve aumentar ambos os produtos em 20% para tornar-se eficiente com os mesmos insumos.

Como já discutido, a eficiência pode ser mensurada por métodos paramétricos e não paramétricos. De modo geral, o método paramétrico, mais tradicional na economia, é baseado em uma regressão que exige previamente a definição da relação funcional existente entre as variáveis envolvidas. Por consequência, a função de regressão é uma predição probabilística.

Por sua vez, o método não-paramétrico determina a curva de eficiência por meio de programação matemática de otimização, não requerendo a especificação de nenhuma relação funcional entre os insumos e produtos. Salienta-se que, sendo determinística, essa técnica é muito suscetível às observações extremas, aos erros de medidas, aos insumos e aos produtos selecionados e à amostra de DMUs. Assim, não considera a influência de variáveis não controláveis na composição da fronteira.

Este trabalho apresenta alguns dos diferentes métodos de mensuração não-paramétricos para ambos os casos com o auxílio da Análise Envoltória de Dados (DEA). Este último método inclui diferentes extensões para lidar com processos produtivos complexos. Isso explica a preferência à utilização da DEA sobre o método de Análise das Fronteiras Estocásticas (SFA) nas mais diversas áreas como agricultura, finança, cadeia de suprimentos, setor público, entre outros (EMROUZNEJAD; YANG, 2018; LIU *et al.*, 2013).

Destaca-se, ainda, que, aqui, é dada ênfase na mensuração da eficiência DEA com o *bootstrap* de modo a incluir a incerteza típica dos processos produtivos e se ter a possibilidade de realizar inferências estatísticas a partir dos dados coletados. Esse método é utilizado em dois estágios de modo a combinar as técnicas não paramétricas e paramétricas a fim de se obter resultados mais robustos. Tal combinação de modelos conhecida como DEA estocástico ou semiparamétrico busca minimizar as desvantagens de cada um deles e efetuar uma combinação em que seja possível a inferência dos resultados.

Sobre a combinação de métodos, considera-se que é melhor tratada em seção específica da metodologia de pesquisa. Em relação à parte conceitual, o próximo

tópico permite uma visão geral da relação entre DEA e mensuração da eficiência técnica pura. Posteriormente, é tratada a ideia da adoção do *bootstrap* como ferramenta para elevar a qualidade dos resultados de eficiência.

2.2 MODELO DEA NO CÁLCULO DA EFICIÊNCIA

Os conceitos até aqui trabalhados (como produção, eficácia, produtividade e eficiência) tratavam de uma visão mais abstrata sobre temas relevantes a serem utilizados nesta pesquisa. Por outro lado, a DEA consiste em um método de programação matemática para estimar as fronteiras de produção do CPP com as melhores práticas e avaliar a eficiência relativa de diferentes entidades (BOGETOFT; OTTO, 2011).

Para Marques e Silva (2006), a DEA é um método de programação linear para avaliação da eficiência relativa de unidades mais ou menos homogêneas (DMUs). Por isso, pode ser aplicado aos contextos de escolas, hospitais e serviços de infraestruturas, dentre outros. Isso decorre, porque esses contextos transformam um conjunto de recursos ou fatores de produção (*inputs*) num conjunto de produtos ou resultados desejados (*outputs*).

Os autores ressaltam ainda que essa metodologia não estabelece uma forma funcional para a fronteira eficiente e não emprega valores específicos pré-definidos para os pesos. Em outros termos, é uma técnica empírica baseada (construção da fronteira), ao contrário das abordagens paramétricas concorrentes. Dentro do estudo da DEA, há algumas premissas a serem consideradas.

A primeira delas é a suposição de descartabilidade gratuita. Ela estipula a possibilidade de descartar livremente entradas desnecessárias e saídas indesejadas. Isso é aplicado quando existe ineficiência. A exceção é em alguns casos de produção conjunta.

Outra premissa trata da suposição de convexidade. Nela, há a afirmação de que qualquer média ponderada (combinação convexa) de planos de produção viáveis também é viável. Essa suposição é analiticamente conveniente, e alguma convexidade é geralmente assumida em modelos econômicos.

Já a premissa de retorno à escala sugere que algum redimensionamento é possível. Diferentes suposições foram feitas em relação à extensão e à natureza do

reescalonamento viável. A suposição mais fraca é que não há reescalonamento possível e a mais forte é que há retornos constantes de escala. A ausência de reescalonamento é também chamada de retornos variáveis de escala.

A DEA, por sua versatilidade, foi utilizada em estudos de diversas áreas principalmente na gestão pública e economia de empresa, buscando trabalhar principalmente a ideia de eficiência de DMUs. Sua popularidade para esse tipo de cálculo é notória na literatura nacional e internacional. Desde sua origem, no estudo seminal de Charnes, Cooper e Rhodes (1978), a DEA foi utilizada para medir a eficiência de ampla diversidade de organizações, com e sem fins lucrativos, podendo citar como exemplos: universidades, bancos, delegacias de polícia, escolas, bibliotecas, tribunais de justiça, seguradoras, hospitais, entre outros (LIU *et al.*, 2013; MARIZ; ALMEIDA; ALOISE, 2018).

Os estudiosos que utilizam a modelagem DEA enfatizam algumas vantagens sobre esta técnica. Marques e Silva (2006) destacam que ela é bastante útil ao permitir: (a) a identificação para cada DMU ineficiente de um conjunto de DMUs (*peers* ou *benchmarks*) eficientes com combinação de *inputs* e *outputs* semelhantes; (b) a utilização de múltiplos *inputs* e *outputs* de forma mais fácil; (c) a adoção dos melhores resultados como elementos de comparação (fundamento também conhecido como *benchmarking*); (d) a não admissão, *a priori*, de uma forma paramétrica para a fronteira ou para a ineficiência quando associada ao erro; e (e) a decomposição da natureza da eficiência em várias componentes.

Na mesma esteira desse pensamento, Sousa e Souza (2014) afirmam que a abordagem DEA permite a existência de múltiplos insumos e produtos e não exige uma distinção rígida entre eles. Se uma quantidade menor de um produto é desejável, ele pode ser modelado como insumo ou produto indesejado. Além disso, a DEA estima as metas de melhorias das unidades ineficientes e o peso de cada insumo e produto na eficiência de cada unidade analisada, permitindo calcular o preço sombra de insumos e produtos sem preço de mercado. Computa, ainda, diferentes medidas de eficiência: técnica, de escala, alocativa e dinâmica. Além, inclui diferentes extensões para lidar com processos produtivos complexos: hiperbólicos, direcionais, aditivos, supereficiência, Window Analysis, Network DEA, Fuzzy DEA, entre outros (BOGETOFT; OTTO, 2011; COOPER; SEIFORD; TONE, 2007).

Por outro vértice, há também características inconvenientes na adoção dessa modelagem, visto que, por se tratar de um modelo, não existe uma correspondência plena com a realidade em todos os casos possíveis. Uma dessas inconveniências é a sensibilidade em relação aos *outliers*, aos erros de medições, à amostra e às variáveis selecionadas para análise. Esse fenômeno acaba fazendo com que determinadas variáveis e DMUs possam ter uma influência maior nos resultados apontados. Isso gera, por consequência, um viés na estimativa da fronteira e dos índices de eficiência.

Uma das saídas, para os casos anteriores, é a adoção da metodologia *bootstrap* como complemento para a abordagem do modelo DEA. Essa técnica alternativa de análise foi criada para a análise de sensibilidade dos índices de eficiência (SIMAR; WILSON, 1998), construção de intervalo de confiança, teste de hipótese para a verificação do tipo de rendimentos de escala e verificação das diferenças estatísticas de dois grupos de empresas (SIMAR; WILSON, 2000; 2002), detecção dos *outliers* dos modelos DEA (SIMAR, 2003). Existem também as propostas que combinam as técnicas de *bootstrap* e *jackknife* para identificar os *outliers* e outras discrepâncias estatísticas, como sugerem Stošić e Sousa (2003).

Nessa linha, ainda, destaca-se o trabalho de Simar e Wilson (2007) que calcula escores robustos de eficiência com *bootstrap* em dois estágios. No primeiro estágio, recomenda-se estimar os indicadores de eficiência DEA somente com as variáveis controláveis. Na segunda etapa, usa-se o modelo econométrico *tobit* (ou outros modelos equivalentes) para regressar os escores de eficiência obtidos contra as variáveis ambientais, não discricionárias.

Após uma exposição dos conceitos formais que são utilizados para o desenvolvimento do trabalho, a próxima seção discute pontos relevantes sobre o objeto de estudo e as delimitações da CAPES para avaliação dos Programas de Pós-Graduação (PPGs).

2.3 CONTEXTUALIZAÇÃO E CARACTERIZAÇÃO DO OBJETO DE ESTUDO

Para melhor compreender as nuances do processo avaliativo, assim como a situação dos programas de pós-graduação brasileiros, a presente seção discorre sobre as características da avaliação da CAPES e sua coleta de dados. Desse modo, é primeiramente efetuada uma breve exposição sobre o desenvolvimento da pós-

graduação no Brasil e, posteriormente, o surgimento da CAPES até sua consolidação para fomento e avaliação da pós-graduação.

2.3.1 A Pós-Graduação no Brasil e o Sistema Nacional de Pós-Graduação

A Teoria de Produção da Educação, desenvolvida a partir da Teoria do Capital Humano, de Schultz (1964) e Becker (1964), traz como fundamento a ideia de que o desenvolvimento da educação é fundamental para o avanço econômico de um país. Os estudiosos dessa linha afirmam que o desenvolvimento econômico de um país está estreitamente ligado ao nível de educação de um povo. Para esses economistas, o capital humano é tão importante quanto o capital financeiro no crescimento do Produto Interno Bruto (PIB).

Para tanto, essa corrente de pensamento na economia define como o conjunto de conhecimentos, habilidades e atitudes que as pessoas possuem e as tornam aptas para desenvolver atividades específicas. Logo, a verificação da eficiência educacional em todos os níveis de ensino (desde a alfabetização até a pós-graduação) é necessária para sustentar o crescimento socioeconômico do país considerando os limitados recursos disponíveis. Esse contexto de relevância econômica foi um dos impulsionadores da criação e implementação da pós-graduação brasileira.

Os primeiros passos da especialização do ensino no Brasil foram dados na década de 1930, com proposta do Estatuto das Universidades Brasileiras. Nela, Francisco Campos propunha a implantação de uma pós-graduação nos moldes europeus. Tal modelo foi implementado tanto no curso de Direito da Universidade do Rio de Janeiro quanto na Faculdade Nacional de Filosofia e na Universidade de São Paulo (SANTOS, 2003).

A partir da década de 1960, a modernização do Brasil se deu dentro de um contexto de integração entre países periféricos e países centrais. Essa integração implicava a expansão de mercados consumidores nos países periféricos e o fomento dos centros produtores de Ciência e Tecnologia (países centrais). Esse foi um impulso para a expansão dos sistemas de ensino em todo o território nacional.

Em 1965, com o Parecer 977 do Conselho Federal de Educação, dá-se a implantação formal dos cursos de pós-graduação no Brasil. Com isso, os programas *stricto sensu* passariam a existir em dois níveis independentes e sem relação de pré-

requisitos entre o primeiro e o segundo (mestrado e doutorado). A primeira parte dos cursos seria destinada a aulas e a segunda à confecção do trabalho científico de conclusão (dissertação ou tese).

Na busca de oferecer mestrados e doutorados com um elevado padrão de qualidade, os seguintes objetivos foram considerados no referido parecer: (i) formação de professorado competente que possa atender a demanda no ensino básico e superior garantindo, ao mesmo tempo, a constante melhoria da qualidade; (ii) estimular o desenvolvimento da pesquisa científica por meio da preparação adequada de pesquisadores; e (iii) assegurar o treinamento eficaz de técnicos e trabalhadores intelectuais do mais alto padrão para fazer face às necessidades do desenvolvimento nacional em todos os setores. A organização da pós-graduação brasileira se deu a partir dos Planos Nacionais de Pós-Graduação (PNPG). A CAPES foi o órgão responsável pela elaboração do referido plano a partir do Decreto nº 86.79/81.

Desde o PNPG I (1975/1979), o plano tem como objetivo definir diretrizes, estratégias e metas para dar continuidade e avançar nas propostas para a política de pós-graduação e pesquisa no Brasil. Nas últimas cinco décadas foram instituídos outros quatro planos para a pós-graduação, a saber: PNPG II (1982/1985); PNPG III (1986/1989); PNPG IV (2005/2010) e o PNPG V – 2011/2020). Cada um desses planos trouxe perspectivas e horizontes diferentes para a expansão do sistema de ensino, no que se refere à pós-graduação.

Conforme consta no PNPG V (BRASIL, 2010), a pós-graduação *stricto sensu* é a última etapa da educação formal e está diretamente ligada aos demais níveis de ensino. Isso decorre conseqüentemente, uma vez que os seus alunos são oriundos das etapas de ensino anteriores. A estrutura da pós-graduação tem como característica a flexibilidade para definição de sua grade curricular assim como para sua estrutura de créditos e formas de interação com a pesquisa.

Com relação à implementação e ao fomento das políticas públicas voltadas ao ensino da pós-graduação, houve o desenvolvimento do Sistema Nacional de Pós-Graduação (SNPG). Este traz, dentro de seus objetivos, a formação em nível de pós-graduação de docentes para todos os níveis de ensino (isto é, da escola à universidade), pois propõe a formação de recursos humanos qualificados para o mercado não acadêmico e um fortalecimento das bases científicas, tecnológicas e de inovação do país. Também busca o reconhecimento e confiabilidade por meio da

análise da comunidade acadêmico-científica a cada período avaliativo e transparência pela ampla divulgação de suas decisões, ações e resultados.

Conforme o Portal GEOCAPES², os programas de pós-graduação no Brasil representavam um total de 4.570 em 2019 distribuídos por região geográfica como demonstrado na Tabela 1.

Tabela 1 – Número de programas de pós-graduação por região geográfica em 2019

Região	Doutorado	Doutorado Prof.	Mestrado	Mestrado Prof.	Mest./ Dout. Prof.	Mestrado Doutorado	Total por Região
Centro-Oeste	10	0	139	58	0	174	381
Nordeste	16	1	385	162	3	370	937
Norte	3	0	127	49	4	90	273
Sudeste	40	0	387	376	10	1181	1994
Sul	11	0	295	157	7	515	985
Total	80	1	1333	802	24	2330	4570

Fonte: Elaboração própria com base nos dados GEOCAPES/2019.

Conforme apontado, é possível verificar que a região Sudeste possui o maior número de cursos de pós-graduação do país, cerca de 43,63%. Enquanto isso, a região Norte apresenta o menor valor de cursos registrados com cerca de 8,34%. Isso demonstra a disparidade do ensino no Brasil que está mais concentrado próximos aos centros urbanos e regiões mais próximas ao centro-sul do país.

Outra observação a ser realizada, com base nos mesmos dados, é que 50,98% do total dos cursos possui mestrado e doutorado na área acadêmica. Já a representação de cursos com mestrado e doutorado profissionais não chegam a 0,53% do total. Isso aponta que existe uma concentração na área acadêmica em detrimento do campo profissionalizante.

2.3.2 CAPES e sua avaliação

Criada em 1951, CAPES surgiu a partir de uma campanha nacional cujo objetivo era o aperfeiçoamento do pessoal de nível superior. Isso decorre, porque, à época, era crescente a necessidade de profissionais técnicos e especializados em diferentes áreas para o fomento de projetos de industrialização que começavam a

² Disponível em: <https://geocapes.capes.gov.br/geocapes/> Acesso em: 27 fev. 2023.

tomar força no país. Em outros termos, havia a necessidade de se desenvolver e disseminar a graduação no território nacional. Outro foco para a realização do desenvolvimento do ensino superior era a redução da necessidade de contratação de profissionais estrangeiros, visto a carência da mão de obra especializada no país (CAPES, 2021).

Ainda segundo informações da CAPES (2021), somente em 1965, o Conselho de Ensino Superior da entidade começaria o projeto para definir e regulamentar os cursos de pós-graduação nas universidades brasileiras. Em 1966, o governo iniciou a elaboração de planos de desenvolvimento, como o Programa Estratégico de Governo e o Primeiro Plano Nacional de Desenvolvimento. Na Educação, nesse mesmo período, ocorreram as reformas universitária e do ensino fundamental assim como houve a consolidação do regulamento da pós-graduação por meio do Parecer 977/1965.

Nesse processo de reformulação das políticas setoriais, com destaque para as de Ensino Superior e de Ciência e Tecnologia, a CAPES ganhou diversas atribuições, dentre elas, a de atuar na qualificação dos professores das universidades brasileiras, destacando-se na formulação da nova política para a pós-graduação. Esse movimento fez com que a Coordenação ficasse responsável pelo controle e análise das normas e critérios do Conselho Nacional de Pós-Graduação a partir dos anos 1970. Com o advento do Decreto nº 86.79/1981, a instituição passou a ser reconhecida como órgão responsável pela elaboração do Plano Nacional de Pós-Graduação (PNPG), sobretudo da pós-graduação *stricto sensu*.

Atualmente, a CAPES desempenha papel fundamental na expansão e consolidação da pós-graduação *stricto sensu* (mestrado e doutorado) em todos os estados da Federação, pois é essa Coordenação quem gerencia o sistema de avaliação desses programas. Esta última ocorre em duas etapas. Primeiramente, na Avaliação de Entrada, os programas são considerados aptos ou não para começarem a executar suas funções. Caso aprovados, eles passam a integrar o Sistema Nacional de Pós-graduação.

Na segunda etapa, além do acompanhamento anual, os programas são submetidos a uma avaliação periódica, cujos resultados são publicamente divulgados. A realização da avaliação é uma atividade essencial para assegurar e manter a

qualidade dos cursos de Mestrado e Doutorado no país (SNPG). A avaliação periódica, atualmente, é realizada a cada 4 (quatro) anos.

A relevância da CAPES, no sentido de avaliar os programas, pode ser verificada pela Portaria Ministerial n.º 1.418, de 23/12/98. O referido documento condiciona a validade nacional dos diplomas de pós-graduação *stricto sensu* ao mérito reconhecido na avaliação da CAPES. Tem-se, assim, convalidada a relevância da instituição para os trabalhos executados pelos diversos Programas de Pós-Graduação em todo o território nacional.

Nesse contexto, é possível destacar dois grandes objetivos da avaliação da pós-graduação. O primeiro deles é a certificação da qualidade da pós-graduação brasileira, fator que serve inclusive como referência para a distribuição de bolsas e recursos para o fomento à pesquisa. O outro objetivo é a identificação de assimetrias regionais e de áreas estratégicas do conhecimento no SNPG para orientar ações de indução na criação e expansão de programas de pós-graduação no território nacional.

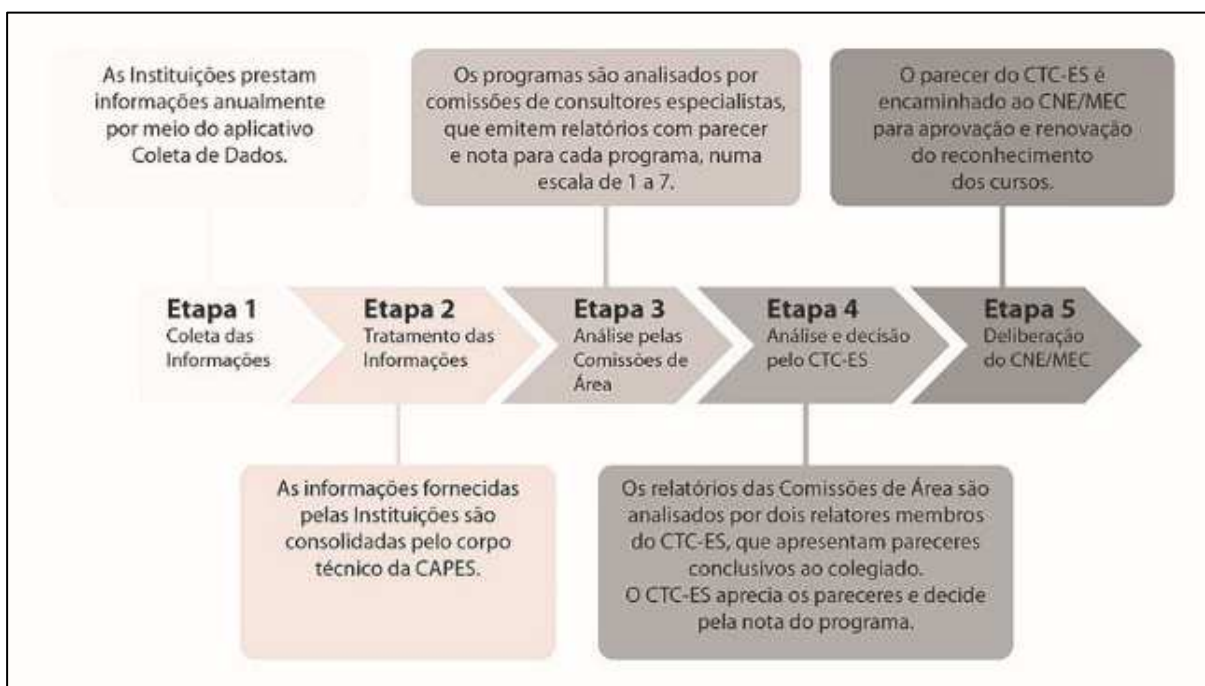
Assim, a avaliação realizada, que em períodos anteriores já foi realizada em dois anos (1996-1997) ou três anos até 2012 (de 1998-2000 até 2010-2012), passou a ser quadrienal a partir de 2013. Essa avaliação externa é aplicada em 49 áreas, número vigente em 2020, seguindo sistemático conjunto de quesitos básicos estabelecidos no Conselho Técnico Científico da Educação Superior (CTC-ES). Segue também o fluxo representado na Figura 5 que indica especificamente cada uma das etapas de avaliação.

Na referida figura, são consideradas cinco etapas distintas para a realização da avaliação de um programa pela CAPES. A etapa inicial é a coleta de informações de cada um dos programas realizada de forma anual até a última etapa que define a continuidade ou não de cada um dos programas. Já as etapas 3 e 4, conforme a Figura 6, estão associadas à atribuição de notas aos programas.

Cabe reforçar que os resultados da avaliação periódica de programas de pós-graduação são expressos em notas, numa escala de 1 (um) a 7 (sete), atribuídas aos mestrados e doutorados após análise dos indicadores referentes ao período avaliado. Essa análise é conduzida nas comissões de área de avaliação e, posteriormente, no Conselho Técnico-Científico da Educação Superior (CTC-ES), que homologa os resultados finais. Esses resultados fundamentam a deliberação do Conselho Nacional

de Educação (CNE/MEC) sobre quais cursos obterão a renovação de reconhecimento para a continuidade de funcionamento no período subsequente.

Figura 5 – Etapas de Avaliação da CAPES



Fonte: CAPES (2021).

Os principais parâmetros a serem considerados para a realização da avaliação, segundo CTC-ES, são: (i) a adoção de padrões internacionais de desenvolvimento do conhecimento na área como referência para o processo de avaliação, que estão preconizados nos documentos de área; (ii) a adequação dos referenciais de avaliação adotados (critérios, indicadores, parâmetros), ajustando-os ao desenvolvimento do conhecimento da área e dos programas; e (iii) a garantia da qualidade dos relatórios sobre o desempenho de cada programa, devendo tais relatórios atender aos requisitos de fundamentação técnica, estruturação, clareza, coerência e precisão, fundamentais para que os resultados da avaliação sejam compreendidos, valorizados e considerados pelos programas, cursos e demais interessados nesse processo.

Encerrada a etapa que demonstra a formação da CAPES e das avaliações dos programas de pós-graduação brasileiros, a ideia de continuidade deste trabalho é demonstrar outros estudos que tiveram como foco a relação entre eficiência e educação. Os principais achados nesse sentido estão apresentados na próxima seção.

2.4 ESTUDOS ANTERIORES

Embora a literatura envolvendo DEA e avaliação da eficiência para a educação tenha seu início em 1978 com o trabalho seminal de Charnes, Cooper e Rhodes, vários outros trabalhos foram desenvolvidos desde então com foco na mesma temática. Neste tópico, de forma sintética, apresentam-se alguns dos resultados desses estudos anteriores.

Nessa perspectiva, a ideia, nesta seção, é destacar estudos com foco em mensuração da eficiência, principalmente para casos em que houve a utilização tanto da DEA e da replicação por meio do *bootstrap*, para avaliação de instituições do ensino superior ou para a pós-graduação. O intuito nessa etapa é contribuir para a análise e escolha das variáveis e do método ideal a ser desenvolvido posteriormente neste estudo.

Nesse diapasão, o trabalho de Johnes (2006) avaliou a eficiência de 100 Instituições de Ensino Superior (IES) do Reino Unido para mensuração da eficiência técnica. O estudo utilizou como entradas o número de graduandos, a quantidade de pós-graduados, despesas com administração e o valor dos pagamentos de juros e depreciação. Já para variáveis de saídas foram consideradas: a quantidade e qualidade dos cursos de graduação, a quantidade de pós-graduações e pesquisa. A metodologia empregada foi baseada na combinação entre a aplicação da DEA com o *bootstrap*.

Os resultados da pesquisa demonstraram que o nível de eficiência nas universidades inglesas é alto e as estimativas de *bootstrap* permitiram definir os intervalos de confiança com precisão de 95% para os escores de eficiência do modelo. Isso indica que essa combinação de metodologia foi capaz de demonstrar a diferença na eficiência entre o pior e o melhor desempenho das IES avaliadas.

Ainda com relação à avaliação de universidades, Lee (2011) buscou realizar uma revisão do desempenho da pesquisa de 37 universidades australianas usando a abordagem *bootstrap* com análise envoltória de dados (DEA), de Simar e Wilson (2007). O objetivo desse estudo era determinar as fontes de impulsionadores da produtividade. Para isso, foi preciso regredir as pontuações de eficiência em relação a um conjunto de variáveis ambientais.

Com isso, os *inputs* considerados por Lee (2011) foram a equipe acadêmica em tempo integral (professores e funcionários) assim como as despesas (em dólares) com "edifícios, biblioteca e outros ativos imobilizados, instalações e equipamentos". Para os produtos foram consideradas as bolsas oferecidas aos alunos, podendo estas serem nacionais; ofertadas pela indústria, ou outras fornecidas pelo setor público. Ainda como produtos também se observou o uso de publicações de pesquisa (por pesos ponderados), número de alunos que concluíram o mestrado e número de alunos que concluíram o doutorado.

Conforme Lee (2011), os resultados do cálculo da eficiência de escala derivados do primeiro estágio mostram que as universidades do G8 (grupo das principais universidades públicas do país) geralmente estão tendo um desempenho ótimo, enquanto as universidades menores e relativamente novas têm o potencial de aumentar sua escala de operações para obter melhores rendimentos em seus resultados. No segundo estágio de análise, os determinantes da eficiência, nomeadamente a localização da universidade, a proporção de Professores Associados e Professores no total do pessoal acadêmico e a quantidade relativa de bolsas institucionais (IGS) contribuíram positivamente para a eficiência das instituições investigadas. Por outro lado, o número de alunos teve um impacto negativo de desempenho.

O estudo de Parteka e Wolszczak-Derlacz (2013) realizou uma análise dinâmica comparativa entre 266 Instituições de Ensino Superior (IES) de sete países europeus para o período entre 2001 e 2005 com uma amostra de 1.064 observações. No referido trabalho, houve a utilização da modelagem *DEA-bootstrap* juntamente com o índice de Malmquist. Os autores executaram uma comparação dos resultados *com* e *sem* a utilização do *bootstrap* para indicar o viés dos dados analisados. O referido estudo também usou como variáveis de entrada o número de alunos, o total de professores e as receitas totais (contabilizadas em euros). As saídas foram representadas pelo número de graduados e os índices de produtividade intelectual associados às pesquisas realizadas por cada IES. Os resultados indicam que 963 (90% da amostra) apresentaram mudanças com relação à produtividade. Em outras palavras, entre os anos de 2001 e 2005, a amostra registrou um aumento médio na produtividade de cerca de 4,5% ao ano e, pelo índice de Malmquist, foi verificado que a mudança de eficiência predominou sobre as melhorias tecnológicas.

Veiderpass e McKelvey (2016) também realizaram um estudo para avaliação de desempenho das IES europeias. Nesse caso, foram 944 IES situadas em 17 países. Para isso, fizeram a utilização da técnica DEA e do método *bootstrap* de acordo com Wilson (2008) e Bogetoft e Otto (2011). As seguintes variáveis foram utilizadas para o cálculo da eficiência: *Inputs* - despesas não pessoais (em euros), receita total (em euros), número de funcionários e número de professores; *Saídas* - concluintes diplomados (com duração inferior a 3 anos), bacharéis (3 ou 4 anos), mestre de segundo nível (bacharel e mestrado), mestres sem primeiro nível (somente mestrado sem a formação em bacharel) e doutorados.

O estudo realizado encontrou diferença significativa entre a utilização do *bootstrap* e os resultados da DEA clássica. Em média, a oferta de educação é considerada mais eficiente na República Eslovaca, seguida pela Bélgica e Letônia, enquanto a Dinamarca e a Noruega apresentam a menor eficiência. O estudo também indica uma relação positiva entre eficiência e tamanho da IES assim como a relação entre eficiência e intensidade de pesquisa. No mais, o estudo aponta para a importância da coleta contínua de dados para a realização desse tipo de pesquisa, que busca sempre uma maior solidificação do banco de dados.

Ainda no cenário europeu, o trabalho de Guccio, Martorana e Monaco (2016) buscou avaliar o efeito das reformas educacionais ocorridas pelo Processo de Bologna (BP) na Itália e seus reflexos na eficiência das universidades durante o período de 2000-2010. Para isso, utilizou-se a modelagem DEA juntamente com a técnica *bootstrap*, de Simar e Wilson (1998; 2000), de modo a avaliar o nível de eficiência das universidades italianas e testar os ganhos potenciais de eficiência com o advento dessas reformas. Em seguida, houve a avaliação dos efeitos da implementação do BP e a criação de um processo de convergência no desempenho do sistema de ensino superior italiano usando os métodos de convergência β e σ .

Como *inputs*, no estudo de Guccio, Martorana e Monaco (2016), foram usados o total de estudantes; matrículas com notas do ensino médio; número de docentes; número de vagas disponíveis em salas de aula, bibliotecas e laboratórios. Já os *outputs* foram o número total de graduados; número de graduados regulares; número de graduados ponderado pela classificação de titulação. Os achados apontam que as universidades italianas se tornaram mais eficientes ao longo do tempo, de acordo com os objetivos do BP, mas que melhorias substanciais ocorreram principalmente

durante o período inicial de implementação. Adicionalmente, foi observado um processo de convergência de desempenho entre as instituições do sistema de ensino superior italiano. Mesmo assim, há fortes evidências de lacunas persistentes nos níveis universitário e regional.

Outro estudo em universidade italiana foi realizado por Barra e Zotti (2016). Nesse caso, buscou-se avaliar a eficiência dos 28 (vinte e oito) departamentos e 9 (nove) faculdades da Universidade de Salerno. A realização do cálculo da eficiência das unidades analisadas ocorreu em duas etapas: primeiramente, aplicou-se a técnica não paramétrica (DEA-VRS orientado aos produtos); e, em um segundo momento, foi utilizada a técnica *bootstrap* desenvolvida por Efron (1979) e aprimorada por Simar e Wilson (1998) para mensuração das estimativas estatísticas. Também foi utilizado o índice de Malmquist para uma comparação dinâmica da eficiência para os anos entre 2005 e 2009.

Os *inputs* do estudo foram: total de professores e demais funcionários de cada departamento com atribuição de pesos ponderados de acordo com o cargo ocupado; gastos com pesquisa por departamento; gastos com atividades de ensino; número de estudantes matriculados. Os *outputs* observados foram: número de publicações; fundos externos recebidos pela universidade; mensuração da produção científica por departamento; número de graduados; pesquisa de satisfação dos alunos realizada pela universidade.

Foi verificado, no trabalho indicado, que as estimativas de eficiência dependem fortemente da especificação de resultados, pois o uso de *proxies* de qualidade reduz o desempenho e seus diferenciais tanto para atividades de pesquisa quanto para ensino. Quando consideradas as atividades de pesquisa, os resultados sugerem que o número de publicações e os recursos para pesquisa parecem captar melhor a produção científica dentro das instituições de ensino superior. Por outro lado, quando as atividades de ensino são consideradas, o uso de diferentes medidas de produção estreitou a distância entre os setores de Ciência e Tecnologia e Ciências Sociais e Humanas.

Com o objetivo de investigar o desenvolvimento da eficiência e da produtividade em 35 (trinta e cinco) IES na Suécia e realizar uma análise de segundo estágio das pontuações de eficiência, com base de dados definida entre 2005 e 2008, Andersson *et al.* (2017) utilizaram a DEA para mensuração da eficiência

complementada pelo *bootstrap* para produzir intervalos de confiança sobre os índices de eficiência e de produtividade. Como variáveis de entrada, os autores consideraram os pesquisadores graduados e/ou docentes equivalentes em tempo integral; outros profissionais de tempo integral; número de alunos ingressantes na graduação ajustados por um coeficiente de notas do ensino médio; número de alunos de pós-graduação medidos como equivalentes em tempo integral.

A primeira variável de saída considerada foi o desempenho anual de graduação e educação avançada ajustados para diferenças de custo devido à variação no índice de educação medido entre as IES por um índice próprio criado no referido estudo. Essa variação é dada pela soma dos créditos concluídos em cursos de cada uma das instituições durante um ano civil. Vale ressaltar que há uma diferença nos cursos entre as IES e os custos, visto que há alguns que concluem mais créditos que outros dentro do mesmo período. Essa variável foi medida justamente para considerar a ponderação dessas diferenças afim de ser possível a comparação dos dados.

Foram também consideradas variáveis de saída: o número de títulos de doutores e licenciaturas; produção de pesquisa em termos de um indicador bibliométrico que mede a pesquisa de cada IES como um número ponderado de publicações científicas. Após a realização dos cálculos, o estudo retornou uma ineficiência média de 12% e um aumento de produtividade em torno de 1,7% ao ano.

Em relação à avaliação de universidades no continente americano, Navarro-Chavez, Gómez Monge e Torres Hernández (2017) estimaram a eficiência técnica para 32 (trinta e duas) universidades públicas mexicanas em 2012. Para a mensuração da eficiência, houve a combinação entre DEA para avaliação em um primeiro estágio e o *bootstrap* posteriormente no intuito de dar maior robustez à análise. Houve a utilização somente de um *input*, o financiamento público. Por outro lado, os *outputs* foram o total de alunos matriculados; total de alunos graduados; total de docentes subdivididos em: número de docentes com doutorado e número de professores que participam do SNI (Sistema Nacional de Investigadores); e publicações de artigos no portal *Web of Knowledge, Institute for Scientific Information* (ISI).

Os resultados do estudo de Navarro-Chavez, Gómez Monge e Torres Hernández (2017) revelam que, em média, houve um valor de eficiência de 0,77 para DEA com retornos variáveis de escala (VRS) e 0,71 para DEA com retornos

constantes de escala (CRS), aplicando *bootstrap*. Isso foi indicado dentro de um contexto em que nenhuma universidade alcançou o índice máximo de eficiência no segundo estágio. A Universidade Autônoma de Querétaro foi a que teve o valor mais próximo do ótimo e do lado oposto está a Universidade de Chapingo, que obteve o valor mais baixo.

Na comparação entre o desempenho norte-americano e o europeu, Wolszczak-Derlacz (2017) desenvolveram um estudo com três objetivos específicos. Em primeiro lugar, buscou-se comparar a eficiência técnica das instituições de ensino superior europeias e americanas. Em segundo lugar, pretendia-se avaliar os principais fatores que determinam a eficiência das IES e testar se esses fatores podem ter impactos na eficiência europeia e americana. Em terceiro lugar, desejava-se abordar um problema de avaliação, introduzindo técnicas de DEA como uma ferramenta analítica que pudesse servir tanto aos gerentes da IES quanto aos formuladores de políticas das instituições.

A avaliação da eficiência foi realizada por meio do DEA semiparamétrico em dois estágios para uma amostra de 348 universidades europeias e 152 americanas considerando as seguintes variáveis de entrada: publicações pelo total de membros acadêmicos; graduados por unidade acadêmica; total do número de estudantes; número de estudante por ano; receita governamental recebida por cada instituição e receita de mensalidades em porcentagem da receita total. As saídas foram avaliadas pelo número total de graduados e pelo número de publicações indexadas na *Web of Science* de acadêmicos afiliados de cada uma das instituições analisadas.

Os resultados do respectivo trabalho revelam um nível relativamente alto de ineficiência técnica das IES, de uma forma geral, e uma variabilidade substancial nas pontuações de eficiência dentro e entre os países. Para as universidades europeias, os índices mais altos de eficiência técnica foram obtidos sob a suposição de uma fronteira comum. Mesmo assim, quando a fronteira específica do país é empregada para países europeus, a magnitude de suas pontuações de eficiência cai consideravelmente, indicando que eles são mais bem-sucedidos nos mercados locais. Além disso, os resultados indicam que a eficiência técnica das universidades europeias está positivamente associada às doações como fontes de receita. Para ambos os grupos: IES europeias e americanas, as economias de escala foram

confirmadas como uma influência positiva da variável de localização (unidades localizadas em regiões mais ricas são mais eficientes).

Na comparação entre países da Europa, o trabalho de Lehmann *et al.* (2018) verificou se as universidades da Alemanha e da Itália foram afetadas pela crise de 2008. No período entre 2006 e 2011, houve a avaliação de um total de 133 (cento e trinta e três) universidades, das quais 73 (setenta e três) universidades públicas alemãs e 60 (sessenta) universidades públicas italianas. Segundo os autores, a escolha do período se deu para facilitar a comparação nos estados em que se encontravam as universidades antes e depois da crise.

A análise foi realizada em duas etapas. Na primeira, foi realizada a medida de eficiência de cada universidade por meio da DEA e na segunda uma análise de regressão com base em Simar e Wilson (1998). Além disso, o trabalho de Bogetoft e Otto (2011) foi utilizado para testar a eficiência de escala assim como as operações acima ou abaixo do tamanho de escala ideal. Foram utilizadas como variáveis de saída: o número de graduados; publicações e patentes; e número de desempregados com curso concluído profissionais. Já as variáveis de entradas adotadas foram: dotação financeira; estudantes por professor; e PIB per capita por região.

Os resultados Lehmann *et al.* (2018) apontaram que a eficiência das universidades é significativamente influenciada pela estrutura de governança nacional. Embora as universidades na Itália estejam em geral sob a autoridade do governo, seu poder de negociação individual depende de sua força e dotação individuais. Isso parece moldar a eficiência de forma positiva em tempos de relativa incerteza, como a crise financeira. Em contrapartida, as universidades alemãs, que estão subordinadas a uma autoridade federal – e menos independentes em seu poder de negociação – sofreram mais durante a crise econômica em termos de eficiência. Em outras palavras, as reformas e as reestruturações durante a crise financeira fizeram com que as universidades italianas lidassem melhor com a crise do que as alemãs em termos de eficiência.

O estudo das universidades polonesas realizado por Brzezicki (2020) mediu a eficiência educacional de 59 (cinquenta e nove) universidades públicas e 34 (trinta e quatro) privadas. Também avaliou o impacto de diversas variáveis selecionadas no índice de eficiência. Foi empregada a DEA na análise.

Explica-se que, para estimar essa eficiência, foi utilizado o modelo Banker, Charnes e Cooper (BCC) do método DEA. Já para avaliar o impacto das variáveis ambientais na eficiência das universidades, foi realizada uma análise de regressão truncada. Como *inputs* foram utilizados o valor dos ativos fixos da instituição e o número de professores acadêmicos. Como *outputs*, foram utilizados o número de graduados e o nível salarial dos graduados.

Os resultados de Brzezicki (2020) indicam que as universidades públicas foram mais eficientes em termos de número de graduados formados, contudo, quando considerado o desempenho após a formatura, os salários desses profissionais e o nível de estudo após a graduação eram menores quando comparados aos egressos das instituições privadas. O nível de eficiência foi afetado por variáveis relacionadas a universidades específicas e à situação socioeconômica da região em que atuam. Já o trabalho de Civera *et al.* (2020) analisou o impacto da Iniciativa de Excelência (EI) em 72 (setenta e duas) universidades alemãs e 51 (cinquenta e uma) italianas avaliadas entre 2004-2013. A EI é uma política destinada a promover e selecionar universidades de pesquisa ativas de destaque por meio da alocação competitiva de fundos públicos adicionais. Os procedimentos metodológicos adotados envolveram primeiramente a aplicação da DEA-VRS. Em seguida, foi realizada a utilização do *bootstrap* para parametrização dos resultados encontrados. Foi realizada ainda uma modelagem para identificação de variáveis dependentes e independentes e, então, houve a utilização de um modelo de regressão para avaliar a eficiência final das universidades.

As variáveis para a DEA foram os fundos estatais para os insumos. Já o número de graduados, o número de citações das publicações e as patentes registradas foram utilizadas para a composição dos produtos. Também houve uma lista de variáveis consideradas na regressão paramétrica, são elas: os índices de eficiência DEA VRS *bootstrapping*; a média de publicações por ano; e as citações e as publicações observadas em cada ano.

Ao fim do estudo, Civera *et al.* (2020) observaram que, em comparação com a Itália, a Alemanha teve desempenho inferior em termos de eficiência; no entanto, está acima do desempenho italiano em termos de produção de pesquisa e impacto da pesquisa. No mais, todo o sistema universitário alemão aumentou sua quantidade de pesquisas em comparação com o sistema universitário italiano. Em contraste, em vez

de encontrar uma tendência geral positiva para a qualidade da pesquisa em Universidades de Excelência, observou-se uma tendência negativa. Os efeitos foram ainda mais fortes - tanto positivos quanto negativos - para as universidades alemãs escolhidas em comparação com suas congêneres italianas.

Com enfoque nas instituições de ensino superior públicas espanholas, Martínez-Campillo e Fernandez-Santos (2020) avaliaram a eficiência técnica relativa de 47 (quarenta e sete) universidades entre os anos letivos de 2002-2003 e 2012-2013. Para isso, compararam, primeiramente, a situação antes e durante a última crise econômica. Em segundo lugar, analisaram os determinantes da eficiência universitária, com especial ênfase no possível impacto da crise.

Para tanto, executou-se o procedimento metodológico em duas etapas. A primeira consistiu em uma estimativa dos índices de eficiência DEA-*bootstrap* e a segunda tratou de uma regressão truncada a partir dos índices anteriores. Como variáveis de entrada, foram utilizadas o número de estudantes; o número de docentes e pesquisadores; e o total de receitas de cada uma das instituições. Como saídas foram consideradas o número de graduados e o número total de publicações. Adicionalmente, foram avaliados os seguintes fatores condicionais determinantes: tamanho da IES; idade da IES; especialização em áreas técnicas; programas de graduação em Medicina e/ou Farmácia; localização regional da IES; e a influência da crise em cada uma das universidades.

Os resultados mostram que as universidades públicas espanholas se tornaram mais eficientes durante a crise do que antes. A análise de regressão confirma que a variável *crise* teve um impacto positivo estatisticamente significativo na eficiência universitária. Também foi observado que o tempo de existência das instituições influenciou favoravelmente o modo como essas instituições utilizam seus recursos para produzir resultados de ensino e pesquisa, mas a especialização técnica teve um efeito negativo. Também foi observado que a localização regional das universidades públicas tem sido um determinante crucial de seu nível de eficiência.

Em relação aos trabalhos internacionais, Agasisti *et al.* (2021) analisaram a ligação entre a eficiência dos sistemas regionais de ensino superior e as taxas de desenvolvimento econômico regional entre 2012 e 2015 na Rússia para 449 (quatrocentos e quarenta e nove) universidades públicas. Para desenvolvimento do estudo foram considerados os índices de eficiência calculados por meio da análise

envoltória de dados semiparamétricos de dois estágios (*DEA-Bootstrap*). Em seguida, os índices encontrados foram agregados a pontuações de nível regional para a formulação de um modelo de crescimento econômico que considera a eficiência dos sistemas regionais de ensino superior como uma das variáveis explicativas.

As variáveis de entrada para cálculo da eficiência foram: renda; funcionários; equipe acadêmica diplomada e pontuação dos exames. As variáveis de saída consideradas foram: publicações; pesquisa e desenvolvimento; e o número de graduados. Como variáveis ambientais foram utilizados: o total de estudantes de mestrado; o total de estudantes em tempo integral; o *market share* de cada IES; a existência ou não de faculdade de medicina na universidade; e se a universidade está localizada na capital da região.

Os resultados de Agasisti *et al.* (2021) indicam que as pontuações de eficiência DEA, corrigidas para fatores exógenos, estão estatisticamente relacionadas às taxas de crescimento do Produto Regional Bruto (GRP) de forma significativa. Além disso, foram observados efeitos colaterais estatisticamente significativos e negativos. A explicação por trás dessa descoberta é que sistemas regionais de ensino superior fortes e eficientes podem extrair recursos, predominantemente humanos, de regiões vizinhas. Em um sistema de ensino superior altamente centralizado como o russo (aproximadamente 90% de todas as universidades estatais são administradas por autoridades federais), esse fato pode ser considerado um incentivo significativo para as autoridades regionais colaborarem com o ensino superior.

Em relação a trabalhos brasileiros envolvendo análise de eficiência de instituições educacionais, é possível destacar o trabalho de Marinho, Resende e Façanha (1997). Esse referido estudo utilizou a técnica DEA para estimar a eficiência das universidades federais brasileiras. Em outra pesquisa, Façanha e Marinho (1999) relacionaram a eficiência estimada com o modelo de financiamento das instituições de ensino à luz das teorias dos contratos e incentivos.

Belloni (2000) empregou, por sua vez, a abordagem DEA para construir indicadores de eficiência das universidades federais brasileiras com base em dados de qualidade da graduação e pós-graduação. Façanha e Marinho (2001), por sua parte, fizeram estimativas DEA incluindo instituições de ensino superior públicas e privadas. E, ainda, Costa *et al.* (2012) mensuram a eficiência estática e dinâmica das

Instituições Federais de Ensino Superior (IFES) do Brasil de 2004 a 2008, utilizando a DEA e o Índice de Malmquist.

Esse trabalho de Costa *et al.* (2012) realizou a análise de 49 IFES por meio da metodologia DEA-SBM (*Slack Based Measure*). Esse modelo buscou verificar o máximo de produto educacional obtido por cada instituição investigada. Além disso, utilizou o método *jackstrap* para a identificação de possíveis *outliers*.

A mensuração da eficiência (com o uso somente da DEA sem *bootstrap*) foi calculada a partir dos seguintes insumos: razão entre custo corrente e número de alunos; a razão entre o número de alunos em tempo integral e o número de docentes; a razão entre o número de alunos e o índice de qualificação do corpo docente (baseado na média ponderada de acordo com a titulação dos professores). Já os produtos foram a proporção entre alunos formados/alunos matriculados e o Conceito CAPES/MEC para a pós-graduação de cada um dos cursos das IFES.

Na execução da avaliação da eficiência, as IFES foram divididas em dois subconjuntos considerando a participação em pós-graduação e pesquisa. Assim, no primeiro grupo (A) foram incluídas as instituições que têm uma atuação maior no ensino da pós-graduação e na pesquisa. Já o segundo grupo (B) foi formado pelas instituições que têm pouca ou nenhuma atuação nessas áreas. Desse modo, o subconjunto A foi composto por 28 instituições enquanto subconjunto B foi constituído por 21 instituições. Os resultados das estimações para as fronteiras de eficiência no primeiro subconjunto (A) apontaram que as IFES ineficientes correspondem a aproximadamente 26% de seu total. Já para o outro subconjunto, as IFES mais ineficientes em todos os períodos analisados representaram aproximadamente apenas 10%. Quanto ao resultado das IFES mais eficientes, em todos os períodos analisados, representaram cerca de 38%.

Almeida *et al.* (2018), por sua vez, compararam os departamentos de economia no Brasil em termos de práticas eficientes na oferta de formação superior e produção acadêmica. A metodologia empregada considerou uma abordagem de Análise Envoltória de Dados com Fronteira Sequencial (DEA-S) juntamente com o *bootstrap*, levando em consideração insumos dos departamentos e variáveis de resultado referentes ao ensino e à pesquisa. Em seguida, os escores de eficiência foram condicionados à indicadores socioeconômicos dos alunos, para verificar o quanto da eficiência técnica dos departamentos podem ser atribuíveis a qualidade do corpo

discente. Como *inputs*, foram usados: a carga horária do curso de graduação e o número de docentes com doutorado. Como *outputs*, foram observados: concluintes da graduação; média de notas Enade; número de concluintes na pós-graduação; e publicações em periódicos. Foram utilizadas também variáveis condicionais socioeconômicas como: cor, ajuda de custo, escolaridade dos pais etc.

Os resultados do trabalho indicaram uma alteração significativa da distribuição de desempenho das unidades departamentais entre os anos de 2009 e 2012, com uma redução de eficiência técnica em cerca de 20% no período avaliado, com os departamentos exibindo, em média, um nível de eficiência técnica de 64,4%, no último período. Houve uma redução 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; (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.

A revisão dos estudos até aqui realizada trouxe uma série de trabalhos que utilizavam ferramentas paramétricas ou não para estimativas de índices de eficiência. Mesmo assim, os trabalhos indicados demonstraram somente exemplos de avaliações para Instituições de Ensino Superior. Na busca de trabalhos que tratassem da mensuração da eficiência para programas de pós-graduação e que, preferencialmente, usassem a combinação *DEA-bootstrap*, foram encontrados os estudos relacionados a seguir. Cabe ressaltar que no rol a seguir também foram inseridos alguns trabalhos somente com a modelagem DEA para atingir seus resultados, mas foram considerados relevantes por também tratarem de programas de pós-graduação ou por terem temática próxima com o estudo proposto.

Um dos primeiros trabalhos encontrados foi o de Lins (2007). Esse estudo teve, como objetivo, avaliar o desempenho dos programas de pós-graduação de engenharia de produção por meio da utilização da DEA. Já Moreira *et al.* (2011), além da técnica DEA para estimativa dos índices de eficiência, trazem também a utilização do *bootstrap* juntamente com análise dos fatores determinantes pelo modelo econométrico *tobit*. Na realização do estudo de Moreira *et al.* (2011), as seguintes variáveis foram utilizadas como entradas: o número de docentes permanentes dos programas e número total de alunos ingressantes; enquanto para as saídas, levou-se

em consideração: o número de titulados no programa e o número de publicações científicas (considerando os pesos decorrentes das publicações pelos critérios Qualis/CAPES).

Os resultados Moreira *et al.* (2011) demonstram que os programas com maior número de alunos matriculados apresentaram-se mais eficientes, sugerindo que os programas de pós-graduação alcançam maior eficiência quando operam em maior escala. O envolvimento dos docentes em projetos de pesquisa, bem como a participação de membros externos aos programas em suas atividades, influencia positivamente o nível de eficiência mensurado.

Foram observadas também pesquisas que usaram o Network DEA para avaliação dos programas de economia. Um exemplo é o estudo de Falquetto *et al.* (2018). No caso dos cursos de engenharias, uma referência é a pesquisa de Gomes Júnior *et al.* (2014). Com um enfoque diferente à análise da eficiência, o trabalho de Walter *et al.* (2013) avaliou os mestrados em contabilidade por meio de uma análise longitudinal com foco na comparação entre importância e desempenho dos critérios de avaliação da CAPES. A proposta de Walter *et al.* (2013) foi identificar os pontos fortes e as oportunidades de melhorias dos cursos de mestrado acadêmico em Ciências Contábeis, nos triênios 1998-2000, 2001-2003 e 2004-2006 com base nos dados CAPES dos períodos indicados.

As variáveis utilizadas na pesquisa de Walter *et al.* (2013) foram: corpo docente; corpo discente; teses e dissertações; produção intelectual e inserção social, isto é, o rol comparativo de variáveis utilizadas pela própria CAPES. Assim, o referido estudo demonstrou que a aplicação da análise de importância *versus* desempenho mostrou-se adequada para analisar os pontos fortes e as oportunidades de melhoria para os programas de mestrado acadêmico a partir da avaliação da CAPES.

Outro trabalho que também buscou avaliar a eficiência dos programas de pós-graduação em Administração, Contabilidade e Turismo foi realizado por Moreira *et al.* (2014). Este trabalho procurou realizar uma análise de desempenho com referência à eficiência relativa dos PPGs, para conhecer o perfil de desempenho de cada um deles. O período escolhido foi o da avaliação trienal de 2007 ocorrida entre 2004 e 2006. Em outros termos, houve a utilização da mensuração da eficiência pelo modelo DEA (sem *bootstrap*) e posterior comparação dos índices encontrados com os resultados da avaliação de desempenho da CAPES de 2007.

Para a mensuração da eficiência, foram utilizados como *inputs*: o número de docentes permanentes dos programas e o número total de alunos ingressantes nos programas para o período analisado. Já os *outputs* foram definidos pelo total de alunos titulados e pelo número de publicações científicas (representada pela soma ponderada das produções considerando o Qualis/CAPES). Os resultados do estudo indicaram uma maior eficiência nas instituições privadas no período analisado. Além disso, dos três anos avaliados, o melhor desempenho dos PPGs foi observado em 2006.

Ainda com relação à avaliação de programas brasileiros, o trabalho de Vasconcelos, Hora e Erthal Júnior (2016) avaliou os indicadores de produção científica dos programas de pós-graduação *stricto sensu* do Brasil, especificamente a área Engenharias III, composta pelos cursos: Engenharia Aeronáutica, Mecânica, Naval, Oceânica, Petróleo e Produção, tendo como parâmetro os critérios de avaliação estabelecidos pela CAPES, à época, e a utilização do modelo DEA (sem *bootstrap*).

No total foram analisados 52 programas, dos quais foram considerados os seguintes insumos: quantidade de professores; egressos de doutorado; egressos de mestrado; maturidade do mestrado; e maturidade do doutorado. Como *outputs*, foram observados os seguintes aspectos: quantidade de dissertações; quantidade de teses; artigos em periódico classificado (APC); trabalhos completos em anais; capítulos de livros, coletâneas e verbetes. Ao final, 17 programas de pós-graduação obtiveram a eficiência máxima. A maior parte desses programas é de instituições públicas. A pesquisa ainda aponta que os programas com pior eficiência também correspondem a instituições públicas como a Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Universidade Federal da Paraíba (UFPB-JP) e a Universidade Estadual do Norte Fluminense (UENF).

Silva, Corrêa e Gomes (2017) analisaram, por sua parte, o nível de eficiência técnica dos Programas de Pós-Graduação em Economia do Brasil, bem como investigaram variáveis que afetam a sua eficiência. Utilizaram para isso o DEA-*bootstrap* e aplicação do modelo *tobit* como uma adequação do modelo estatístico multivariado. Os insumos considerados foram o número de docentes e de discentes. Já os produtos foram as publicações em revistas avaliadas no Qualis/CAPES juntamente com as teses e as dissertações produzidas por cada um dos programas.

Os resultados de Silva, Corrêa e Gomes (2017) apontaram que os programas mais eficientes se concentram na Região Sudeste. Além disso, indicaram que as características como investimento da CAPES em bolsas e fomento e número de programas da instituição tendem a elevar os níveis de eficiência, enquanto há um impacto negativo pelo programa ser público.

Observados todos esses estudos, a análise deles permitiu determinar as variáveis a serem utilizadas e a estratégia metodológica a ser seguida para atingir os objetivos deste estudo. Esse panorama serviu como plano de fundo e embasamento teórico para as escolhas metodológicas deste estudo. Esses pontos são melhor definidos no capítulo seguinte.

3 MÉTODO DE PESQUISA

Para a realização do estudo é necessário definir tanto os procedimentos a serem utilizados quanto identificar as principais variáveis a compor os modelos. Inicialmente, realizou-se a coleta dos dados de cada um dos 191 programas de pós-graduação registrados na CAPES nas especialidades de Administração, Administração Pública, Ciências Contábeis e Turismo, os quais foram incluídos no apêndice A deste trabalho. Esses dados estão disponibilizados no portal de dados abertos da CAPES³. Informações geográficas relacionadas aos programas foram coletadas no Sistema GEOCAPES.

Após a coleta dos dados, as etapas seguintes para a composição do método de pesquisa podem ser assim descritas:

- Primeiramente, foi utilizado um procedimento de limpeza dos dados por meio do método de nuvem de dados multivariados que identifica as DMUs *outliers* que podem afetar os índices de eficiência das demais. Nessa etapa, também foi estimada a supereficiência dos para verificar os *outliers*;
- Além disso, foi realizado o teste do tipo de retorno de escala, se constante ou variável;
- O passo seguinte foi o cálculo da eficiência NDEA para cada uma das suas etapas, considerando o período entre 2007-2016, ou seja, a soma dos dez anos de dados para cada um dos programas;
- Na sequência, usou-se o teste de correlação de Spearman para verificação da relação dos resultados entre a eficiência global calculada e a média dos conceitos CAPES para as três avaliações consideradas (2007-2009; 2010-2012; e 2013-2016);
- Também foi empregado o cálculo de modelo NDEA-*Bootstrap* para estimar o índice de eficiência de cada uma das etapas livre de viés, considerando o intervalo de confiança e os valores corrigidos para o cálculo dos índices globais de eficiência;

³ Disponível em: <https://dadosabertos.capes.gov.br/> Acesso em: 27 fev. 2023.

- Posteriormente, foi aplicado o algoritmo de Simar e Wilson (2007) num segundo estágio para identificar o impacto das variáveis exógenas (não controláveis pelos gestores) nos índices de eficiência corrigidos;
- Então, foi calculado o índice de Malmquist com *bootstrap* para verificar a evolução dos programas ao longo dos três períodos a serem analisados, identificando as mudanças tecnológicas (*frontier-shift effect*) e as mudanças de eficiência (*catch-up effect*) nos programas estudados.

Em todo estudo, os cálculos com base nos dados coletados são realizados a partir da linguagem de programação R em cada uma das etapas anteriormente descritas e que são especificadas ao longo das seções subsequentes deste capítulo.

3.1 SELEÇÃO DE VARIÁVEIS

De acordo com a revisão dos estudos anteriores no que tange à seleção de variáveis, é possível observar que, de forma geral, as que correspondem a docentes e a discentes estão associadas aos insumos no processo de avaliação da eficiência. Por outro vértice, teses, dissertações e publicações em periódicos são associadas aos produtos gerados pelos cursos seja da graduação ou da pós-graduação. Pode-se constatar isso na literatura sobre o tema.

Em estudo mais recente, Ferro e D'Elia (2020) fizeram, por exemplo, um apanhado bibliométrico sobre pesquisas que tiveram como foco o estudo de análises de fronteira de eficiência para avaliação do ensino superior. Esse trabalho se mostra relevante para a presente pesquisa, porque, embora não trate diretamente dos cursos de pós-graduação, a metodologia de avaliação das variáveis correlacionadas com a eficiência está diretamente ligada ao tema aqui proposto. O referido estudo se torna ainda mais interessante por agrupar as variáveis em três grandes grupos: entradas, saídas e ambientais/contextuais.

Para as variáveis de entrada, o estudo de Ferro e D'Elia (2020) mostrou que as mais utilizadas nas pesquisas com fronteiras de eficiência podem ser classificadas em recursos humanos e não humanos. O primeiro grupo inclui o esforço de ensino e pesquisa da força de trabalho universitária. O segundo compreende os recursos físicos e financeiros.

Como outros trabalhos anteriormente citados, as variáveis ligadas aos recursos humanos são medidas pelos acadêmicos e não acadêmicos, pelo número de funcionários ou salários pagos a diferentes categorias de pessoal. O quadro de docentes é a variável de entrada mais frequentemente considerada. Como alguns acadêmicos trabalham em atividades de ensino e pesquisa, a proporção de pesquisadores ou carga de trabalho de pesquisa sobre acadêmicos em tempo integral pode ser calculada também para definir as entradas do modelo.

Para os recursos não humanos, merecem destaque as instalações e materiais, que podem ser medidos em unidades físicas ou financeiras, como áreas de laboratórios ou salas de aula, assentos de sala de aula, computadores, livros em bibliotecas etc. Também são considerados os recursos como o gasto com *hardware* e outros equipamentos eletrônicos ou de informática de acordo com o curso a ser analisado.

Já para as saídas, o trabalho de Ferro e D'Elia (2020) destaca que os resultados da universidade podem ser classificados em:

- atividades de ensino (disseminação de conhecimento);
- pesquisa (produção de conhecimento básico ou aplicado);
- extensão (também conhecida como transferência à comunidade).

Nesse caso, podem ser considerados diversos aspectos. Dentre eles, destacam-se: o número de titulações efetivadas, resultados em testes padronizados, número de alunos concluintes que desenvolveram o curso em tempo integral, cursos/horas/créditos ensinados para representar o conhecimento agregado, trabalho ou ganhos de remuneração por grau para abordar o potencial de emprego, ganhos dos alunos e/ou alunos de pós-graduação admitidos. Esses são só alguns exemplos.

Salienta-se que também são consideradas como variáveis de saída nos trabalhos a produção da pesquisa comumente representada por documentos publicados. Outras medidas para resultados de pesquisa incluem: índices de citação, que medem o impacto dos resultados de pesquisas publicadas; contagem de dissertações aprovadas, patentes e outros direitos de propriedade intelectual, medidos pelo número de registros, anexados com alguns critérios para pesá-los; prêmios, com problemas semelhantes aos anteriores, subsídios, dinheiro para projetos e/ou parceria com empresas. Eis uma gama extensa e diversificada de possibilidades de saída.

Uma observação interessante do estudo de Ferro e D'Elia (2020) é o enfoque dado na questão das variáveis ambientais. Esses aspectos contextuais permitem entender a heterogeneidade observável nos índices de eficiência devido a fatores incontrolláveis pelos gestores institucionais. Essas variáveis contextuais podem ser divididas em três grupos, a saber:

- *background* intelectual, econômico e social dos alunos (características étnicas, de idade e gênero);
- região onde a universidade está situada (pobre ou rica);
- tipo de instituição (grande ou pequena, velha ou nova, privada ou pública, com ou sem fins lucrativos, laica ou religiosa, especializadas ou generalistas etc.).

Cada um desses *backgrounds* pode ser relacionado com a formação dos alunos, medida por meio de notas do ensino médio ou resultados em exames de seleção; ou com as condições socioeconômicas de cada um deles (domicílio; renda familiar em relação ao PIB per capita; qualificação dos pais – escolaridade; regime de ensino - parcial ou integral; gênero; composição étnica; idade; e participação de alunos estrangeiros (ou fora da região analisada). Essa possibilidade de análise bastante relevante se for considerado o contexto da desigualdade social do Brasil e sua extensão territorial continental.

Em relação à região universitária, alguns estudos utilizam o PIB regional em relação à média nacional e alguma indicação do capital humano regional, como anos de escolaridade média em relação à média nacional. Ao abordar o tipo de universidade, os estudos incluem: tamanho; propriedade e governança. Também analisam a questão de as instituições serem públicas ou privadas (*com* ou *sem* fins lucrativos). Foram considerados como critérios de análise ainda a orientação religiosa (laica ou não), a idade da instituição (se mais antiga ou mais nova em relação a um sistema local) e se a relevância histórica pode afetar a eficiência.

Para alguns casos específicos, foram considerados nos estudos de avaliação das universidades o grau de especialização em disciplinas de capital intensivo e a utilização de hardware como diferencial. Em geral esses critérios estavam ligados às áreas de ciências naturais, engenharia e/ou medicina. Diante das variáveis expostas na revisão dos estudos anteriores e reforçada pelo trabalho apontado nesta seção, é

possível observar que há uma gama de variáveis disponíveis para a realização do cálculo DEA na avaliação de instituições educacionais nos diferentes níveis.

Nesse caso, optou-se por utilizar parte das variáveis consideradas pela CAPES em sua avaliação, conforme Quadro 1. Cabe destacar que, além dos critérios em relação às principais variáveis utilizadas em outros estudos, a indicação das variáveis no quadro considera a disponibilidade dos dados em relação às DMUs selecionadas. Isso decorre, porque não haveria fundamento em escolher variáveis em que as informações necessárias para análise não estivessem disponíveis para a coleta de dados.

Quadro 1 – Variáveis Indicadas com base nos dados da CAPES (2007-2016)

Variáveis	Descrição
Discentes matriculados no programa	Alunos matriculados no período compreendido entre as avaliações analisadas (2007-2016).
Docentes do PPG	Professores de cada programa para os respectivos períodos.
Número Titulados.	Total das dissertações defendidas de acordo com os dados CAPES para os respectivos períodos das avaliações trienais/quadriniais que indicam o total de titulados.
Publicações em jornais e periódicos	Soma das publicações verificadas para cada um dos programas com atribuição de pesos de acordo relevância da publicação baseada nos critérios Qualis/CAPES.
Participações dos pós-graduandos em publicações de livros e/ou capítulos de livros	Soma das ocorrências dessas variáveis para o total de dez anos ou por período: 2007-2009; 2010-2012 e 2013-2016.
Abandonos e desistências	Variável indesejada produzida como fator negativo a ser considerada.
Ambientais/discricionárias	
Localização (Latitude e Longitude)	Influência da posição geográfica em relação à eficiência
Tempo de Existência dos programas	Influência da idade dos programas nos resultados de desempenho.
Status Jurídico	Influência sobre o programa caso a instituição seja pública ou privada.
Modalidade	Verificação da variação da eficiência para programas acadêmicos ou profissionais.
Grau	Desenvolvimento do programa somente com mestrado; mestrado/doutorado ou somente doutorado.

Fonte: Elaboração própria (2022).

Outro ponto a ser considerado é o intuito de comparar os resultados de eficiência obtidos neste trabalho com as notas atribuídas pela CAPES aos PPGs. Portanto, é natural que parte das variáveis analisadas tenha uma base comum com as analisadas pela Fundação. Esse ponto a ser considerado neste estudo.

No caso da variável de publicação, é necessário fazer a observação de que as publicações em periódicos, segundo os critérios Qualis/CAPES, possuem diferentes classificações de acordo com a relevância do periódico científico. Dessa forma, as classificações possíveis são A1, A2, B1, B2, B3, B4, B5, C e sem classificação. Os pesos atribuídos para a composição dos valores da respectiva variável levaram em conta uma proporção que reflita a mesma ideia utilizada da CAPES.

É válido destacar que as publicações sem classificação não são consideradas nas contas efetuadas. Essa decisão foi tomada para que não seja considerado um grande volume de publicações que efetivamente possuem relevância reduzida quando comparadas às demais. Ponderando que há uma relevância maior para as publicações dos substratos A1 e A2, seguidas das avaliações B1 a B5 e, então, as avaliações C, a Tabela 2 estima uma estimativa dessa proporcionalidade, mantendo a distribuição dos pesos adotados pela CAPES.

Tabela 2 – Proporção entre classificação (QUALIS/CAPES) e pesos atribuídos

Classificação	Peso
A1	1,0
A2	0,9
B1	0,7
B2	0,6
B3	0,5
B4	0,4
B5	0,3
C	0,1

Fonte: Elaboração própria com base no Relatório CAPES (2017).

A tabela é a síntese dos pesos atribuídos. Como dito, os pesos acompanham a classificação da CAPES. Nesse sentido, quanto maior o peso – isto é, mais próximo ou igual a 1,0 –, mais bem qualificada é a contribuição – isto é, mais próxima da classificação A1.

Encerrado o critério de seleção de variáveis, a etapa seguinte do trabalho é a adoção de um procedimento para a limpeza dos dados por meio do método de nuvem de dados multivariados. Esse método permite medir a influência de cada uma das DMUs selecionadas sobre a fronteira do CPP e auxilia a identificação dos *outliers* e valores superestimados.

3.2 IDENTIFICAÇÃO DE *OUTLIERS*, SUPEREFICIÊNCIA E SUPERINEFICIÊNCIA

O pacote *Benchmarking* assim como o pacote FEAR disponibilizam opções de análise para a verificação dos possíveis *outliers* existentes entre as DMUs observadas. Após a identificação dos *outliers*, outra análise possível de ser realizada é o questionamento sobre a supereficiência (ou superineficiência) das DMUs. Há casos em que as práticas dos programas são tão destoantes dos demais que isso implica em um resultado muito além (ou aquém) do esperado. Essa análise também pode ser realizada por meio do pacote *Benchmarking* que possui algoritmo específico para identificação desses valores ao realizar cálculos de eficiência que possam extrapolar o rendimento máximo ($\theta=1$).

Também é possível a verificação dos programas superineficientes por meio da técnica de Fronteira Invertida. Trata-se de uma avaliação pessimista das DMUs cuja introdução do conceito foi dada por Yamada, Matui e Sugiyama (1994) e Entani, Maeda e Tanaka (2002). A ideia principal é a inversão de *inputs* e *outputs*. Isso gera uma fronteira com as unidades que possuem as piores práticas.

Os resultados de todos os testes descritos podem contribuir para identificação de erros de mensuração, medidas e possíveis *outliers* para as variáveis selecionadas, casos que requerem correções ou exclusão da DMU da amostra. Por outro lado, também podem identificar casos atípicos de excelente (ou pior) desempenho. Por isso, as decisões não podem ser desprezadas.

Decisões também sobre esses casos não são mecânicas, por isso devem ser tomadas com prudência. Simar e Wilson (2015) indicam que determinar o que constitui um *outlier* implica forçosamente em uma certa subjetividade por parte do pesquisador. Com frequência, essas observações podem ser potencialmente corretas e representar DMUs com desempenho relativo excepcional que introduziram uma nova tecnologia em um processo de produção ou uma inovação na prática de gestão com a qual outros gostariam de aprender. Neste caso, essas DMUs não devem ser removidas.

3.3 DEA-CCR E DEA-BCC

A DEA foi a ferramenta principal escolhida para o cálculo da eficiência de cada um dos programas no presente estudo. Como explicado no Capítulo 2, ela consiste

em um conjunto de problemas de programação linear para estimar as fronteiras de produção formadas pelas melhores práticas e avaliar a eficiência relativa das entidades amostradas. Para isso, o modelo estima pesos ponderados para cada uma das variáveis selecionadas de modo a encontrar uma combinação ótima.

Essa combinação é ótima quando os valores de eficiência são maximizados em relação à fronteira de eficiência. Há duas formas básicas para a aplicação desse método. A primeira delas é a ideia desenvolvida com base nos trabalhos de Shephard e Farrell aperfeiçoado pelo método não paramétrico de Charnes, Cooper e Rhodes em 1978. Esse método, também conhecido como CCR – ou CRS, do inglês *Constant Return to Scale* – parte da hipótese da existência de um retorno constante de escala, quando é esperado um comportamento proporcional entre insumos e produtos. Matematicamente, o Problema de Programação Linear (PPL) orientados aos *inputs*, desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes, pode ser assim descrito:

$$\begin{aligned} \max h_0 &= \sum_{j=1}^m u_j y_{jo} & (6) \\ \text{sujeito a:} & \\ \sum_{i=1}^n v_i x_{io} &= 1 \\ \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} &\leq \sum_{i=1}^n v_i x_{ik}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \\ u_j, v_i &\geq 0, \forall i, j \end{aligned}$$

Para esse caso, v_i e u_j indicam os pesos ponderados para os insumos (x_i) e produtos (y_j) respectivamente, gerados pela programação linear para estimar a eficiência de cada DMU_i. O valor obtido h_0 para a DMU_o é menor ou igual a 1.

Um método semelhante foi desenvolvido com o PPL com retornos constantes de escala (CRS) orientado aos produtos:

$$\begin{aligned} \min \Phi_0 &= \sum_{j=1}^m v_j x_{jo} & (7) \\ \text{sujeito a:} & \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^n u_i y_{io} = 1$$

$$\sum_{j=1}^m u_j y_{jk} \geq \sum_{i=1}^n v_i x_{ik}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall i, j$$

Novamente, para esse caso, v_i e u_j indicam os pesos ponderados (para os insumos e produtos respectivamente) gerados pela programação linear de modo a existir uma combinação ótima entre os *inputs* e os *outputs* para a máxima eficiência. O valor obtido quando orientado aos produtos (Φ_0) é maior ou igual a 1, de forma que $h_0 = 1/\Phi_0$.

O outro método para a utilização do DEA foi desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (BCC ou VRS, do inglês *Variable Return to Scale*) e leva em consideração os casos em que há crescimentos variáveis de escala, incluindo fatores de escala (v_* e u_*). Esse cálculo é descrito pela seguinte formulação de um PPL variável orientado aos insumos:

$$\min \psi_0 = \sum_{i=1}^n v_i X_{io} + v_* \quad (8)$$

sujeito a:

$$\sum_{j=1}^m u_j Y_{jo} = 1;$$

$$\sum_{i=1}^m v_i X_{il} + k - \sum_{j=1}^m v_j X_{jl} \geq 0,$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall i, j; v_* - \text{irrestrito. } i = 1, \dots, n.; j = 1, \dots, m; l = 1, \dots, N.$$

Quando utilizado o mesmo método, porém com a orientação ao produto, os termos da equação passam a ser os seguintes:

$$\max \omega_0 = \sum_{j=1}^m u_j Y_{jo} + u_* \quad (9)$$

sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n v_i X_{io} = 1;$$

$$\sum_{j=1}^m u_j y_{jl} + k - \sum_{i=1}^m v_i X_{il} \leq 0,$$

$u_j, v_i \geq 0, \forall i, j; u_* - \text{irrestrito. } i = 1, \dots, m.; j = 1, \dots, n; l = 1, \dots, N.$

Nos dois PPLs anteriores, um orientado aos insumos e o outro orientado aos produtos, v_* e u_* indicam os fatores de escala.

No modelo orientado aos *inputs*, quando v_* é positivo, indica retornos crescentes de escala; quando negativos, indica retornos decrescentes de escala; caso sejam nulos, indica retornos constantes de escala. Já no modelo orientado aos *outputs*, quando u_* é positivo, indica retornos decrescentes de escala; quando negativos, indicam retornos crescentes de escala; caso sejam nulos, é de retornos constantes de escala. (MEZA *et al.* 2005).

Como nos modelos CRS, aqui, o valor obtido quando orientado aos produtos (ω_0) é maior ou igual a 1. Já no caso dos insumos (ψ_0), o valor deve ser delimitado para ficar entre 0 e 1. Com isso, tanto o modelo CCR quanto o BCC podem ser analisados pela ótica da orientação para insumos ou pela orientação para o produto de acordo com a análise a ser empregada.

Outro ponto a ser observado é como esses modelos se relacionam. Como já discutido, a eficiência técnica pode ser decomposta em eficiência técnica pura e de escala. A primeira é dada pelo cálculo DEA-CCR para cada DMU_i. A segunda é calculada a partir da razão entre a eficiência BCC dividida pela eficiência CCR.

Dessa forma, a ineficiência de escala surge da ideia de que a escala de produção pode afetar a eficiência. Em outros termos, há uma escala ótima de conversão de insumos em produtos de acordo com um tamanho ótimo da unidade produtiva, de forma que quaisquer alterações para mais ou para menos tornam a unidade ineficiente (MARIANO, 2005; ROSANO-PEÑA, 2008; MATTOS; TERRA, 2015).

Vale reforçar que, quando tratados em trabalhos relacionados à educação, a escolha de qual modelo adotar é realizada de forma arbitrária pelos autores com base na intenção do objetivo do trabalho ou utilizando a mesma metodologia aplicada em trabalhos anteriores. Já no presente estudo, o método de escolha é efetuado a partir

da utilização de um teste de modelo em que é definido qual deles é o ideal para cada situação (se o CRS ou VRS).

É válido destacar ainda que, neste trabalho, são calculados os índices de eficiência tanto para modelo constante quanto para o modelo variável com a adoção da orientação aos produtos. Isso decorre porque o objetivo central de trabalhos que avaliam programas educacionais é sempre maximizar os resultados. Também é válido salientar que é realizada, aqui, a análise da ineficiência de escala.

3.3.1 Network DEA

Como apontado na seção de Revisão da Literatura (cf. Capítulo 2), o cálculo da DEA pode ser efetuado em diferentes formas. Uma delas é a adoção do desenvolvimento de etapas parciais de uma programação em rede (também conhecido como Network DEA – ou NDEA de forma abreviada) para cálculo da eficiência de cada uma das DMUs analisadas.

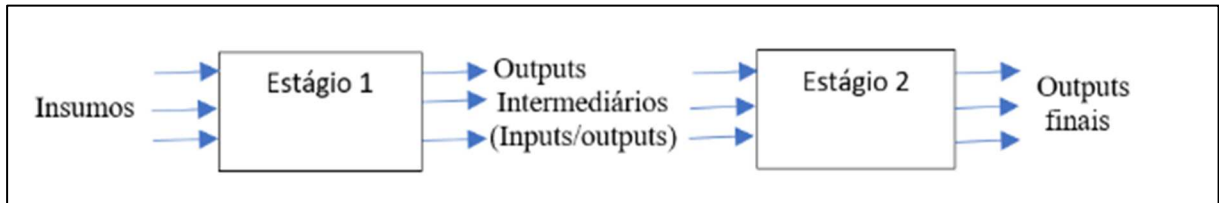
Esse método foi desenvolvido por Färe e Grosskopf (2000) e consiste em implementar diversos cálculos sequenciais DEA considerando os diferentes estágios internos existentes para o alcance da eficiência global. Isso significa que cada estágio (subprocesso) tem sua própria tecnologia, o que define o seu próprio conjunto de pesos e unidades de referência. Nesse caso, a eficiência global representa o resultado multiplicativo de todas as eficiências parciais calculadas ao longo do processo produtivo.

Outra característica do modelo desenvolvido pelos autores é que os produtos intermediários são utilizados como insumos para as etapas seguintes, isto é, há uma desagregação do procedimento ocorrido dentro da chamada “caixa-preta”. Isso permite avaliar os resultados de cada uma das etapas do processo. Esse método se difere do tradicional, pois este último apenas considera um único conjunto de entradas e um único grupo de saídas para a operação realizada na DMU.

Conforme pontuam Lewis e Sexton (2004), outra diferença entre a NDEA e o modelo clássico é que não há a garantia de se encontrar uma unidade totalmente eficiente, visto a combinação da eficiência em cada uma das etapas. Isso garante uma maior robustez quanto aos resultados. Pode-se inclusive apontar uma ineficiência derivada da estrutura organizacional do programa ou da geração do produto final.

A Figura 6 ilustra o funcionamento de uma \$DMU\$ operando com dois estágios. Salienta-se que os modelos NDEA podem ser encontrados em outras configurações.

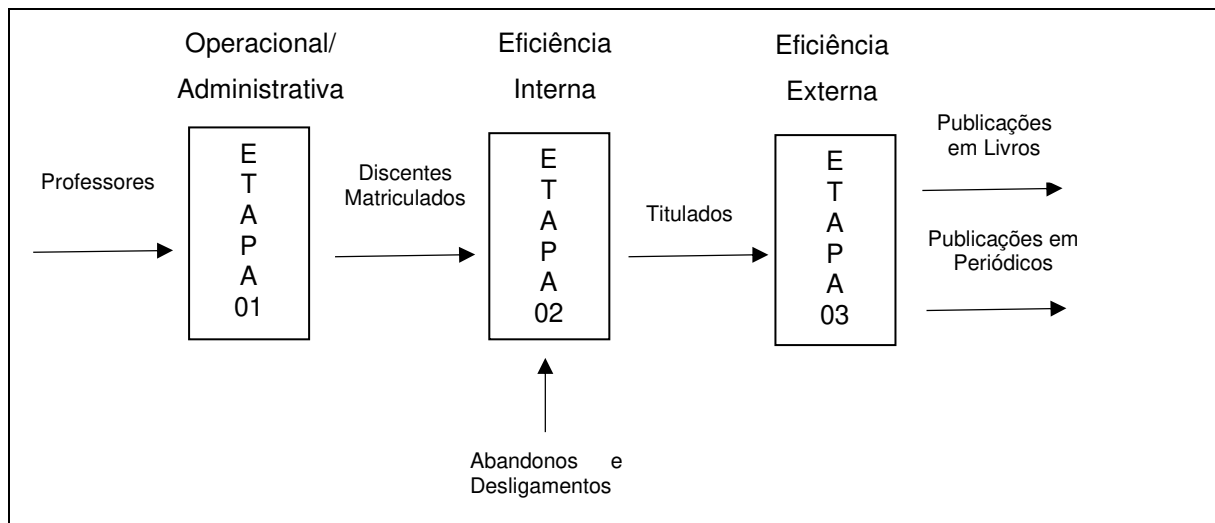
Figura 6 – Modelo de Realização do cálculo DEA em duas etapas (Network DEA)



Fonte: Elaboração própria.

No caso específico do presente trabalho, já considerando as variáveis utilizadas em cada uma das três etapas, a distribuição dos *inputs* e *outputs* é dada conforme a Figura 7.

Figura 7 – Realização do cálculo DEA em três etapas (Network DEA)



Fonte: Elaboração própria.

Ao fim do cálculo das três etapas, é possível encontrar o índice de eficiência global dos respectivos programas, por meio da multiplicação da eficiência calculada em cada um dos resultados de eficiência encontrados nas etapas 1, 2 e 3. Esse resultado é utilizado para a comparação com a média das notas atribuídas aos programas das avaliações realizadas pela CAPES (duas trienais e uma quadrienal). O intuito nesse ponto é avaliar se há uma correspondência entre as melhores práticas adotadas pelos programas e as maiores notas por eles obtidas. Também é realizado o teste de correlação de Spearman para verificação da relação dos dois resultados.

3.4 TESTE DE MODELOS

Após o conhecimento de cada uma das possíveis orientações (insumos ou produtos) assim como os métodos possíveis de DEA (CCR ou BCC), a etapa seguinte é identificar o modelo mais apropriado a ser adotado neste estudo. Esse teste é importante porque a discricionariedade na escolha de um modelo (CCR ou BCC) ou a adoção dos dois modelos simultaneamente pode não ser apropriada. De acordo com Simar e Wilson (2002), impor, *a priori*, sem o teste apropriado, uma conjectura sobre os retornos de escala pode distorcer seriamente os índices de eficiência, principalmente, se o verdadeiro tipo de fronteira for outro. Desse modo, no desenvolvimento e na validação do método, deve-se testar o tipo de fronteira indicada pelos dados.

Para a referida análise, parte-se do pressuposto de que a eficiência com retornos constantes (CCR) da DMU avaliada é sempre menor ou igual a eficiência com retornos variáveis (BCC). Assim, se as eficiências calculadas com CCR forem muito diferentes das eficiências calculadas com BCC, as duas fronteiras não são nada semelhantes, devendo-se rejeitar a hipótese da existência de retornos constantes de escala e optar pelo modelo BCC, ou seja, as restrições extras (convexidade) do modelo BCC são de real importância. Se as eficiências forem mais ou menos as mesmas, então as restrições extras do modelo BCC não têm importância e deve-se escolher a hipótese de existência de uma tecnologia com retornos constantes de escala. Portanto, podemos avaliar as suposições da tecnologia testando se a eficiência é a mesma nas duas tecnologias (BOGETOFT; OTTO, 2011).

Logo, considerando a distribuição das pontuações de eficiência para as DMUs sob as duas hipóteses de tecnologia CCR e BCC, Simar e Wilson (2002) formalizam o teste com um par de hipóteses:

- hipótese nula (H_0): a fronteira caracteriza o modelo CCR, ou
- hipótese alternativa (H_a): a fronteira caracteriza o modelo BCC.

Se a hipótese nula for verdadeira, então as eficiências calculadas a partir da tecnologia BCC são estatisticamente iguais às eficiências calculadas a partir da

tecnologia CCR. Se os resultados a eficiência CCR for menor que BCC significativamente, esse fato indica que existem retornos variáveis de escala e deve-se utilizar o modelo BCC.

Uma maneira de realizar um exame dessa situação, segundo Simar e Wilson (2002), é verificar se a escala de eficiência (S) orientada aos *inputs* dada pela razão entre as eficiências de cada um dos modelos é igual a 1 para todos as DMUs. Ou seja, esteja nessa expressão:

$$S = \sum_{l=1}^n \frac{E_{BCC}^l}{E_{CCR}^l}, \quad (k = 1, 2, 3, \dots, K). \quad (10)$$

Como $S \leq 1$, se S é próximo de 1, então H_0 não deve ser rejeitada, caso S for significativamente menor que 1, H_a deve ser considerada verdadeira. Portanto, rejeita-se H_0 quando S menor que o valor crítico c_α de acordo com um nível de significância. Normalmente, o nível de significância α é de 5% e indica a probabilidade de rejeitar a hipótese nula H_0 , embora ela seja verdadeira.

Só que a distribuição do parâmetro populacional de S é desconhecida, logo, não é possível determinar o valor crítico c_α diretamente. Para estimar a distribuição desse parâmetro, Simar e Wilson (2002) recomendam usar o método *bootstrap*. Com ajuda da função R `boot.sw98` do *package* FEAR (WILSON, 2008), o algoritmo obtém o conjunto de eficiência *bootstrap* para o modelo CCR, o conjunto *bootstrap* para o modelo BCC e a distribuição *bootstrap* de S . Isso permite comparar o valor estimado de S (da equação 10) com o valor crítico a 5% para tomar a decisão sobre a hipótese nula.

Diversas das etapas anteriores utilizaram tanto a aplicação da DEA quanto à ferramenta *bootstrap* para que fosse possível a sua execução. A seção seguinte traz os principais procedimentos adotados para a execução da reamostragem, o entendimento do valor da eficiência livre de viés e os respectivos intervalos de confiança.

3.5 BOOTSTRAP

A DEA é encarada, habitualmente, como uma técnica determinística, na qual a inferência estatística tradicional é difícil de prosseguir. Essa visão da DEA, muitas vezes considerada como uma das suas vantagens, não deixa, simultaneamente, de constituir uma das suas maiores fraquezas. Uma abordagem recente, que permite o desenvolvimento da desejada inferência estatística, consiste na aplicação do método computacional *bootstrap* (reamostragem) na estimativa dos índices de eficiência DEA. Essa ferramenta permite estimar o enviesamento e fazer inferências sobre os resultados da DEA (MARQUES; SILVA, 2006). Esse método foi introduzido por Efron (1979) e posteriormente incorporado na DEA por Simar e Wilson (1998).

Segundo Bogetoft e Otto (2011), a ideia básica desse instrumento é realizar uma reamostragem a partir do conjunto de dados da amostra inicial e, assim, criar um conjunto de replicações de dados *aleatórios* do mesmo tamanho que o original. Esse processo, repetido várias vezes (por exemplo, 2000 reiterações), gera uma série de amostras replicadas a partir dos dados coletados. Com base nesse novo conjunto, é possível estimar a distribuição da variável estudada e, assim, fazer inferências estatísticas, sobre o erro de viés e o intervalo de confiança de cada uma das DMUs analisadas.

Em decorrência desse modelo, duas técnicas diferentes foram desenvolvidas, a primeira delas é o *bootstrap naive* e o outro é o *bootstrap smoothing*. O primeiro consiste em um recálculo de índices diretamente das eficiências obtidas, como se todas funcionassem de forma independente. Por isso, não haveria relação entre os ruídos e as variáveis utilizadas, o que estatisticamente é um fato inconsistente.

Simar e Wilson (1998) desenvolveram uma modelagem (alternativa ao *bootstrap naive*) que aplica um algoritmo de *bootstrap* suavizado (*smoothing*), adotado com base no argumento da consistência baseada num Processo de Geração de Dados (PGD). Nessa modelagem, os *inputs* empregues (ou *outputs* gerados) são obtidos pelos desvios aleatórios da fronteira eficiente de *inputs* formada pelos alvos a serem alcançados.

Com base no trabalho dos referidos autores, a realização do cálculo do *bootstrap*, necessita da adoção das seguintes etapas:

- 1) Calcular os índices de eficiência para cada DMU observada usando o modelo DEA escolhido. Suponha-se que o modelo seja a eficiência radial de Shephard orientado aos *outputs* com *inputs* fixos. Dessa forma, obtemos n índices de eficiência $\hat{\varphi}_i$. Estes são chamados estimadores de eficiência, pois parte-se do pressuposto de que o verdadeiro CPP (e sua fronteira eficiente) é desconhecido;
- 2) Gerar uma nova amostra aleatória para os estimadores de eficiência de tamanho n $\{\varphi_i^*\}$ usando uma estimação fundamentada em uma função de densidade *kernel* alisado (*smooth*) e homogêneo;
- 3) Empregar os índices de eficiência amostrados para calcular um novo conjunto de vetores *inputs* e *outputs*, onde por exemplo para a DMU _{i} $x_i^* = x_i$ (não muda) e $y_i^* = \frac{\varphi_i^*}{\hat{\varphi}_i}(y_i)$;
- 4) Com essa nova amostra de insumos e produtos calcular, com o DEA escolhido, um novo conjunto de estimadores de eficiência *bootstrap* - $\hat{\varphi}_i^*$ para $i:1\dots n$; e
- 5) Repetir os passos 2-4 B vezes para obter a distribuição do conjunto de medições de eficiência *bootstrap* $\{\hat{\varphi}_i^b\}_{b=1}^B$ e a função de densidade conjunta $\hat{f}(x_i^*, y_i^*)$. Essas distribuições fornecem uma estimativa consistente dos índices de eficiência verdadeiros das DMU, sendo essa consistência maior quando $B \rightarrow \infty$ e $n \rightarrow \infty$. Simar e Wilson (1998) recomendam que pelo menos 2000 reamostragens são necessárias para que os resultados assintóticos sejam considerados bons, embora números maiores de reamostragens representem índices de precisão melhores.

Como ressaltam os autores supracitados, a diferença entre a eficiência inicial ($\hat{\varphi}_i$) e a média da eficiência *bootstrap* ($\{\hat{\varphi}_i^b\}_{b=1}^B$) deve ser semelhante à diferença entre a eficiência inicial e a eficiência verdadeira (φ_i) para dada DMU _{i} . Por conseguinte, o viés para cada DMU _{i} pode ser expresso seguindo o que consta na equação:

$$\widehat{viés}_i = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\varphi}_i^* - \hat{\varphi}_i = \bar{\hat{\varphi}}_i^* - \hat{\varphi}_i \quad (11)$$

Nessa expressão, $\bar{\varphi}_i^*$ é a média das B estimativas de eficiência *bootstrap* da DMU_i. Daí, o estimador de $\tilde{\varphi}_i$ com o viés corrigido é:

$$\tilde{\varphi}_i = \hat{\varphi}_i - \widehat{\text{viés}}_i = \hat{\varphi}_i - \bar{\varphi}_i^* + \hat{\varphi}_i = 2\hat{\varphi}_i - \bar{\varphi}_i^* \quad (12)$$

Observa-se também que, conhecendo a distribuição empírica da eficiência *bootstrap* e do viés, é possível realizar testes de hipóteses e encontrar intervalos de confiança com um nível de significância $(1-\alpha)$, calculando os valores críticos a_α e b_α , de forma que:

$$P[-b_\alpha \leq \tilde{\varphi}_i \leq -a_\alpha] \approx P[-b_\alpha \leq \tilde{\varphi}_i \leq -a_\alpha] \approx 1 - \alpha \quad (13)$$

Nota-se que esse algoritmo exige a execução de vários passos e uma capacidade computacional muito intensa. Felizmente, a função R *boot.sw98* do *package* FEAR (WILSON, 2008) permite realizar o algoritmo de forma relativamente rápida. Portanto, os cálculos desenvolvidos para o estudo utilizam o referido pacote cujos resultados são descritos na fase de análise.

Até aqui foi descrita a utilização da ferramenta computacional de reamostragem (*bootstrap*) para a análise DEA em primeiro estágio utilizando somente as variáveis discricionárias. A etapa seguinte consiste em analisar o impacto das variáveis exógenas sobre os índices de eficiência corrigidos de viés. O método empregado para a respectiva discussão pode ser melhor entendido a partir do tópico a seguir.

3.6 ANÁLISE DO IMPACTO DAS VARIÁVEIS AMBIENTAIS: SEGUNDO ESTÁGIO

O objetivo deste tópico é aplicar uma regressão estatística sobre os resultados de eficiência anteriormente calculados. A utilização de tal instrumento permite que inferências sejam estimadas. Isso permite inclusive a indicação de como as variáveis exógenas afetam o desempenho das DMUs analisadas.

Uma das desvantagens de aplicar uma regressão múltipla ordinária é que o resultado pode extrapolar o valor entre 0 e 1. Para a retificação dessa falha, outras técnicas podem ser empregadas, tais como o modelo *tobit* ou outro modelo de regressão censurada. Isso decorre porque cada uma dessas técnicas permite

assegurar que os valores projetados pelo modelo estarão dentro de intervalos predeterminados [0;1].

A ideia com a adoção do modelo em dois estágios é verificar como as variáveis ambientais (exógenas ou não-discricionárias) podem afetar a eficiência das DMUs calculada no primeiro estágio. Nesse intuito, Simar e Wilson (2007) recomendam usar a técnica de regressão *tobit* com utilização de *bootstrap* no segundo estágio. Como anteriormente destacado, já houve a utilização da mesma ferramenta juntamente com a DEA para a correção do viés dos índices de eficiência.

O referido estudo propõe uma série de requisitos a serem adotados de modo a ser possível desenvolver a técnica do segundo estágio. A primeira delas é que as variáveis desse estágio devem ser independentes em relação às variáveis do primeiro, ou seja, não deve haver uma correlação entre as respectivas variáveis. Nesse caso, se parte da ideia de regressão da eficiência (θ_i):

$$\theta_i = z_i\beta + \varepsilon_i \quad (14)$$

Nessa expressão, z_i é o vetor das variáveis ambientais associado a DMU i ; já β é o vetor dos coeficientes (incluindo a interceptação) a ser estimado; e ε_i é o erro aleatório também associado a cada DMU i que assume ter uma distribuição normal com média 0, sendo a variância censurada entre 0 e 1. Nesse momento, conhecendo as variáveis ambientais e os índices de eficiência, é possível obter as estimativas de β e ε .

Com essa primeira análise de regressão, pode-se chegar a um resultado viesado, devido aos índices de eficiência DEA possuírem correlação serial e, muitas vezes, há multicolinearidade nas variáveis contextuais. Para a minimização desse efeito, o modelo de Simar e Wilson (2007) adota o modelo de regressão *tobit* com a adoção do *bootstrap*.

Outra observação importante é que o método descrito pelos autores possui dois algoritmos distintos. O primeiro é para amostras menores que 400 unidades a serem avaliadas. O segundo é para amostras maiores que esse valor. No caso do presente estudo, o número de programas a serem avaliados não chega a 200. Assim, o algoritmo para amostra até 400 observações é suficiente para a análise a ser realizada.

Como no caso deste estudo já houve a realização do *DEA-Bootstrap* em primeiro estágio, os índices de eficiência θ passam a ser representados por φ , visto que houve a correção do viés para os índices de eficiência. Isso significa que eles possuem valor menores que 1. Essa observação é relevante para aplicação da etapa seguinte que recomenda trabalhar com os valores de eficiência, a partir da exclusão daqueles que obtiveram nível máximo (1).

Assim, os valores da regressão *tobit* por meio do método da verossimilhança é dado por:

$$\tilde{\varphi}_i = z_i \hat{\beta} + \hat{\varepsilon}_i \quad (15)$$

A partir desse cálculo é possível obter as estimativas $\hat{\beta}$, $\hat{\varepsilon}$ e seu desvio padrão, $\hat{\sigma}_\varepsilon$. Na sequência devem ser repetidas as próximas três etapas L vezes (em que L = 2000) para produzir um conjunto de estimadores *bootstrap* $\{\hat{\beta}^l, \hat{\sigma}_\varepsilon^l\}_{l=1}^L$. As três vezes são:

1. Para cada DMU_i, com o $\hat{\sigma}_\varepsilon$ estimado na etapa anterior, extrair valores aleatórios de e_i de uma distribuição normal $N(0, \hat{\sigma}_\varepsilon)$ truncada à esquerda em $(1 - z_i \hat{\beta})$;
2. Novamente, para DMU_i estimar $\tilde{\varphi}_i^* = z_i \hat{\beta} + e_i$ (14), onde $\hat{\beta}$ é o estimador já calculado; e
3. Usando o método de máxima verossimilhança, estimar novamente a regressão truncada de $\tilde{\varphi}_i^*$ em z_i obtendo as estimativas $\hat{\beta}^*, \hat{\sigma}_\varepsilon^*$.

Só então os resultados encontrados dos L valores do conjunto $\{\hat{\beta}^l, \hat{\sigma}_\varepsilon^l\}_{l=1}^L$ devem ser utilizados para construir os intervalos de confiança de β e σ_ε .

Com os valores anteriormente apontados, é possível descrever o impacto do conjunto das variáveis não-discrecionárias sobre os resultados de eficiências calculados no primeiro estágio. Pode-se também afirmar se essa influência é positiva ou negativa em relação aos índices de desempenho encontrados.

Além das ferramentas de análise para um período único, também é possível a análise comparativa de eficiência corrigidas entre períodos distintos. Uma das técnicas possíveis de se empregar para avaliar o comportamento da produtividade é a mensuração do índice de Malmquist – tema a ser abordado no tópico seguinte.

3.7 AVALIAÇÃO DINÂMICA E ÍNDICE DE PRODUTIVIDADE DE MALMQUIST

De posse de todos os resultados das etapas anteriores, inclusive com o auxílio do *bootstrap* e seus devidos ajustes e correções, ou seja, com a utilização dos índices de eficiência corrigidos, pode-se comparar a produtividade das DMUs para os diferentes períodos. Para isso, propõe-se calcular o índice de Malmquist. Faz-se isso com o intuito de verificar o comportamento dinâmico dos PPGs ao longo dos períodos.

Esse índice é definido por meio de funções distância (D) que também pode ser mensurado pelos índices de eficiência obtidos como resultados da DEA. O nome atribuído ao índice deve-se a Sten Malmquist. Esse estudioso construiu um índice de quantidade utilizando funções de distância dentro do contexto da teoria do consumidor (MALMQUIST, 1953).

Adicionalmente, as funções de distância podem ser calculadas tanto na perspectiva dos insumos (D_i), como na dos produtos (D_o). A primeira indica a mínima contração proporcional possível de ocorrer o consumo de insumos, dado o vetor de produtos. A segunda representa a máxima expansão proporcional possível no vetor de produtos, dado o consumo de uma quantidade fixa de insumos.

Em seu trabalho, Caves, Christensen e Diewert (1982) calculam o índice de Malmquist (M) para um grupo de organizações homogêneas que produz o vetor y^t utilizando o vetor insumo x^t e a tecnologia CPP^t , em um particular período de tempo t. Nessas condições, o índice M é calculado com base no quociente de cada uma das funções de distância calculadas para os diferentes períodos (t e t+1). De forma geral, a expressão matemática para o cálculo do índice orientado aos *outputs* usando como referência a fronteira do período é dada por:

$$M^t(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D_o^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^t(x^t, y^t)} \quad (16)$$

Em outras palavras, a equação (16) descreve a evolução da eficiência da unidade avaliada do período t para o período t+1 em relação à melhor prática do período de referência (t). Em resumo, por considerar a mesma fronteira de eficiência, o índice calculado indica o desempenho da PTF.

Nesse caso, se a DMU melhorou a produtividade do período t para $t+1$, o numerador da expressão acima é maior que o denominador e, portanto, $M^t > 1$. Se, por outro lado, a empresa é menos eficiente no período t do que no período $t+1$, a relação se inverte e $M^t < 1$. Já quando o numerador e o denominador são iguais, o resultado é $M^t = 1$ e, nesse caso, não há observação de alteração da produtividade para os diferentes períodos. Porquanto, M^t é maior que 1 quando a empresa aproxima da fronteira com o passar dos períodos, menor que 1 se ela se afasta da fronteira com o tempo e igual a 1 quando não há alteração da posição em relação à fronteira.

Ideia semelhante pode ser aplicada para o índice de Malmquist orientado aos *outputs* para mensurar a melhoria em relação à tecnologia do período $t+1$:

$$M^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^{t+1}(x^t, y^t)} \quad (17)$$

A motivação para realização desse tipo de cálculo é que a fronteira pode deslocar-se para cima com o tempo, devido às inovações técnicas e organizacionais, ou seja, ao progresso tecnológico. Calculado como em (17), o índice não necessariamente é igual ao anterior, justamente por considerar outra fronteira e por conta desse deslocamento (que pode ou não ter ocorrido entre os períodos).

A composição dos dois índices anteriormente apontada leva ao cálculo de um índice de Malmquist que considere a média geométrica das duas equações anteriores. Isso resulta em:

$$M^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D_o^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D_o^{t+1}(x^t, y^t)} \quad (18)$$

O índice calculado (18) decorre de duas fronteiras diferentes da produção (S^t e S^{t+1}). Esse índice, por manipulação algébrica, pode ser decomposto na seguinte multiplicação:

$$M(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \sqrt{\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^t(x^t, y^t)}} \quad (19)$$

Nesse caso, o primeiro quociente após a igualdade da equação (19) permite medir o quão distante a unidade avaliada encontra-se da fronteira eficiente entre os períodos t e $t+1$, captando a evolução da eficiência. Esse cálculo é o efeito *catching-up* e indica o índice de mudança na eficiência (EC):

$$EC(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)}. \quad (20)$$

Esse fator está sempre relacionado à tecnologia fixada, buscando-se observar a aproximação das DMUs da fronteira. Três situações podem ser observadas com relação à mudança de eficiência técnica, de acordo com o resultado encontrado: melhoria (aumento do índice); manutenção (o valor da produtividade não se altera entre os períodos); e piora da eficiência (o valor da produtividade do segundo período é menor quando comparado ao primeiro).

Já o segundo quociente em (19) capta o deslocamento médio geométrico da fronteira tecnológica entre os dois períodos avaliados t e $t+1$. Esse cálculo indica o *frontier-shift effect*. Por consequência, ele representa a ocorrência de mudança tecnológica (técnica e organizacional):

$$TC = \sqrt{\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1}) D^t(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}) D^t(x^t, y^t)}} \quad (21)$$

Conforme Bogetoft e Otto (2011), a medida de Malmquist é útil para avaliar como os resultados do *benchmarking* mudam ao longo do tempo. Em resumo, o TC mede a mudança tecnológica, e os valores acima de 1 representam o progresso tecnológico e uma melhoria da produtividade em decorrência de inovação no setor. Caso o índice seja menor que 1, há indicação de retrocesso tecnológico. Salienta-se também que, caso o índice seja igual a 1, não houve alteração da tecnologia.

Para essa pesquisa, é válido destacar que dinâmica da produtividade é calculada em três grandes blocos de acordo com as avaliações da CAPES para os seguintes períodos: 2007-2009; 2010-2012; e 2013-2016. Com a utilização do índice

de Malmquist é verificada a ocorrência tanto das mudanças tecnológicas (*frontier-shift effect*) quanto das mudanças de eficiência (*catch-up effect*) dos programas.

Considera-se, nessa avaliação dinâmica, os índices de eficiência de cada um dos períodos comparados da seguinte forma: em um primeiro momento, é verificada a dinâmica da produtividade entre os índices dos dois blocos trienais (2007-2009 e 2010-2012). Em um segundo momento, é analisado o índice de Malmquist para os períodos das avaliações mais recentes (2010-2012 e 2013-2016). A evolução de cada uma das DMUs é apresentada juntamente com uma discussão sobre os resultados encontrados incluindo suas causas e efeitos, pontos que passam a ser levantados nas discussões dos resultados, que é tema do próximo capítulo.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

O presente capítulo deste estudo trata da análise sobre os resultados dos cálculos e observações, obtidos a partir dos dados da CAPES para a Área 27 (Administração; Administração Pública, Contabilidade e Turismo). Inicialmente, é realizada uma estatística descritiva das variáveis utilizadas. Essa descrição é apresentada por período, de modo a identificar algumas das variações ocorridas ao longo dos dez anos analisados.

A etapa seguinte consiste em identificar os *outliers* e apontar, dentre eles, quais são supereficientes. Em seguida, debate-se os resultados; o teste de retornos de escala; a correlação entre a eficiência global e os resultados da avaliação CAPES. Também é discutida a análise dos cálculos realizados por meio do NDEA-*Bootstrap* e os intervalos de confiança para os índices de desempenho encontrados. Após, é perscrutada a análise de influência de segundo estágio com base nos resultados de eficiência global da etapa anteriormente descrita.

Outro tópico é dedicado à avaliação da produtividade por meio dos índices de Malmquist. Essa subseção é feita a partir da comparação dos resultados de desempenho entre o primeiro e o segundo período (2007-2009; 2010-2012) e entre o segundo e o terceiro período (2010-2012; 2013-2016). Esse é o percurso a ser trilhado neste capítulo.

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA

Em um primeiro passo, houve a realização da estatística descritiva sobre os programas analisados. Um ponto de observação relevante, nesse caso, é a distribuição dos programas de acordo com sua posição geográfica para os três períodos. A Tabela 3 indica a referida proporção.

Observa-se, a partir da referida tabela, que a maior concentração dos cursos se encontra na região Sudeste em todos os períodos, seguida da região Sul. Destaca-se que é relevante o aumento da participação da Região Nordeste. Já as regiões Centro-Oeste e Norte não chegam a representar um total de 10,00% para nenhum dos períodos destacados. Isso descreve uma distribuição não homogênea dos programas quando considerado exclusivamente o aspecto geográfico.

Tabela 3 – PPGs da Área 27: por região geográfica em três períodos distintos

Região	2007-2009	(%)	2010-2012	(%)	2013-2016	(%)
Centro-Oeste	6	5,88	6	4,92	12	6,56
Nordeste	19	18,63	22	18,03	31	16,94
Norte	3	2,94	3	2,46	4	2,19
Sudeste	53	51,96	61	50,00	89	48,63
Sul	21	20,59	30	24,59	47	25,68
Total	102	100,00	122	100,00	183	100,00

Fonte: Elaboração própria com base no Relatório CAPES (2017).

Uma das justificativas para essa divergência poderia ser a questão da densidade demográfica, que indica a região Sudeste como a maior concentração populacional do país. Mesmo assim, esse argumento não se equaliza para as demais regiões, visto que a região Nordeste possui uma população de 53.081.950, conforme dados do IBGE (2010), enquanto a região Sul, possui cerca de 27.386.891.

Outro fator que pode contribuir para essa diferença é o nível de renda de cada uma das regiões não serem as mesmas. Há na região Sul e Sudeste uma concentração de empresas, indústrias, propriedades rurais e outros centros de prestação de serviço em maior número do que nas demais regiões. Isso implica uma necessidade maior de profissionais das áreas de Contabilidade e Gestão. Prova disso é o elevado número de programas profissionais nessas duas regiões.

Como pode ser ainda observado na Tabela 3, há, em geral, um crescimento do número de programas nas regiões, totalizando 183 Programas de Pós-Graduação no último dos três períodos de avaliação da CAPES considerados neste estudo. Além da percepção do aumento dos programas, é possível também avaliar como esses programas estão distribuídos ao longo do território nacional com base na Figura 8.

Nela, é possível observar a ausência de Programas de Pós-Graduação da Área 27 em sete estados: Acre, Amapá, Maranhão, Mato Grosso, Piauí, Roraima e Tocantins. Por outro lado, em proporção numérica, destacam-se os estados de São Paulo (1º), Minas Gerais (2º) e Rio Grande do Sul (3º) como os que possuem a maior concentração de programas da respectiva área.

Ademais, pode ser observado, a partir da Figura 8, que há uma concentração dos programas nas capitais ou regiões próximas para os estados das regiões Norte,

Nordeste e Centro-Oeste. Já nas regiões Sul e Sudeste, observa-se a existência de uma maior distribuição dos programas ao longo dos estados.

Figura 8 – Representação dos PPGs (Área 27) no período de 2013 a 2016



Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório CAPES (2017).

Conforme figura acima, quando o foco reside no total de programas por cidade, São Paulo possui o registro de 33 dos 183 Programas de Pós-Graduação. Em segundo lugar, encontra-se a cidade do Rio de Janeiro, com 13 programas, e, em terceiro, Belo Horizonte com 11. Isso reforça a diferença em número de programas da região Sudeste para as demais.

Ao analisar o número de programas de instituições públicas e privadas, há um total de 53 programas privados e 49 programas públicos (federais, estaduais ou municipais), no primeiro período, ou seja, em um primeiro momento observa-se um

número maior de programas privados. No segundo período, a proporção passa a ser de 50%. Nesse caso, do total de 122 programas 61 são públicos e os outros 61 privados. Para o último período o número de programas públicos ultrapassa o número de particulares, 101 e 82 respectivamente. Assim, é possível observar que, em dez anos, houve o aumento líquido de 81 programas.

Em relação à idade dos programas, o mais antigo entre eles é o de Administração da Fundação Getúlio Vargas no Rio de Janeiro (FGV/RJ) com 55 anos, o segundo mais antigo é o curso de pós-graduação de Controladoria e Contabilidade da Universidade de São Paulo (USP) com 52 anos. A média de tempo de existência entre os cursos é de 16,30 anos. É possível inferir, a partir do valor médio calculado, que houve a continuidade da maior parte dos programas existentes considerando os 10 anos de análise deste trabalho (2007-2016).

A análise seguinte a ser efetuada é em relação aos dados a serem utilizados para o cálculo da DEA. Para isso, houve inicialmente a elaboração de uma tabela contemplando os dados estatísticos de cada uma das seis variáveis (discricionárias) do primeiro estágio. Ela foi elaborada com o auxílio do programa R e a base de dados disponibilizada no site da CAPES sobre os programas de pós-graduação.

Para uma análise mais detalhada, optou-se por realizar a divisão da Tabela 4 em três períodos. Nela, é possível verificar a média, a mediana, os valores mínimo e máximo e a correspondência ao primeiro e terceiro quartil de cada uma das variáveis utilizadas para o cálculo de índice de eficiência, foco de seção posterior.

Tabela 4 – Análise descritiva dos insumos e produtos

2007-2009						
	Insumos		Produtos		Produto Indesejado	
	Matrícula.	Docentes	Titulados	Livros	Publicações	Abandonos e Desligamentos
Mínimo	6,00	10,00	0	1,00	11,5	0
Mediana	168,00	43,50	48,00	28,00	170,70	9,00
Média	193,80	48,67	56,98	39,04	242,1	12,77
Máximo	789,00	55,33	227,00	361,00	1698,10	59,00
1º Quartil	104,00	33,50	23,75	16,25	88,10	3,25
3º Quartil	238,20	56,00	80,75	42,50	307,40	19,00

2010-2012						
Mínimo	18,00	10,00	0	2,00	1,10	0
Mediana	162,00	43,00	48,00	26,50	419,90	9,00
Média	199,30	48,04	54,16	36,95	524,90	11,75
Máximo	727,00	170,00	213,00	189,00	2643,80	77,00
1º Quartil	89,00	34,00	18,00	15,00	234,30	3,00
3º Quartil	258,80	58,00	71,00	47,75	663,70	17,00
2013-2016						
Mínimo	5,00	8,00	0	0	0	0
Mediana	155,00	60,00	61,00	33,00	622,70	7,00
Média	184,90	64,62	65,10	46,96	820,14	10,49
Máximo	887,00	154,33	290,00	272,00	4461,40	55,00
1º Quartil	84,00	42,00	19,00	14,00	359,35	3,00
3º Quartil	238,50	76,00	96,00	59,00	961,90	14,00

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da CAPES (2007-2016).

No primeiro período, quanto ao número de docentes, o programa com maior número foi o de Administração – USP. Esse também foi o programa com maior número total de matriculados para o mesmo período. Adicionalmente, conforme a Tabela 4, o programa anteriormente destacado foi o que obteve o maior número de concluintes, o maior número de publicações em periódicos e a maior participação em livros.

De um lado, o resultado encontrado é compreensível ao se analisar o fato de que o curso de Administração da USP possuir mais de 40 anos. Uma discussão mais aprofundada sobre essa característica será feita na análise dos efeitos das variáveis exógenas sobre os resultados de eficiência. Por outro lado, o programa com o menor número de professores para o primeiro período foi o de Administração da Universidade da Amazônia (UNAMA/AM) enquanto o programa com menor número de discentes matriculados foi o curso de Administração e Ciências Contábeis da FUCAPE/ES com apenas seis alunos.

Outra discussão a ser apontada é a elevada quantidade de abandonos e desligamentos de alguns programas, como o caso do curso de Administração do IBMEC que registrou o maior número para o primeiro período. Uma das justificativas para esse fato pode ter ligação com o número elevado de matrículas, por exemplo.

Ainda com relação à Tabela 4, o segundo período, assim como no primeiro, possui o programa de Administração da USP com os melhores resultados em uma

análise geral. Isso pode decorrer porque o programa teve novamente o maior número de titulados do período (213), o maior número de publicações em periódicos qualificados e o maior número de participações em livros ou capítulos de livros. Assim, o respectivo programa foi o que obteve os melhores resultados em dois períodos consecutivos. Ele também registrou o maior número de matriculados e de docentes.

Já para os registros de abandonos e desligamentos, quando em análise o período compreendido entre 2010 e 2012, o programa com maior número referente à evasão foi o de Administração da UFRGS. No último período, o registro de programas com maior número de matriculados, titulados e com publicações em periódicos foi novamente o curso de Administração da USP. Quando considerada a participação de livros e capítulos de livro, o programa em destaque passa a ser o de Administração Pública em Rede Nacional da ANDIFES com 257 registros. Após a análise descritiva de alguns dos dados utilizados, a etapa seguinte é a avaliação dos possíveis *outliers* – discussão da seção seguinte.

4.2 IDENTIFICAÇÃO DE *OUTLIERS*

Antes da realização do cálculo da DEA, foi verificada a existência de possíveis *outliers* dentre os programas avaliados por meio da análise de nuvem multivariada de dados descrita no Capítulo anterior. Essa identificação é necessária porque os *outliers* decorrente de erros de mensuração e digitação podem afetar os índices de eficiência. A referida análise foi realizada para cada um dos três períodos de dados entre 2007-2016. A Tabela 5 indica os resultados da metodologia da nuvem de pontos para o primeiro período (2007-2009).

Nela, há a identificação de quais *outliers* têm o maior impacto sobre a nuvem de dados, fornecendo o valor mínimo de R_{min}^r - a razão do novo volume da nuvem de dados com a retirada de uma DMU para o volume inicial. A primeira linha mostra que a exclusão da DMU 182 reduz o volume da nuvem de pontos em 50,9%, resultando em um R^1 de 0,491 e indicando que esse é um caso bem atípico que determina a fronteira eficiente. A segunda linha, $r = 2$, indica que a exclusão da DMU 14 e DMU 182, simultaneamente, reduz o volume da nuvem em 72% obtendo-se $R^2 = 0,28$. O mesmo entendimento é válido para as outras linhas.

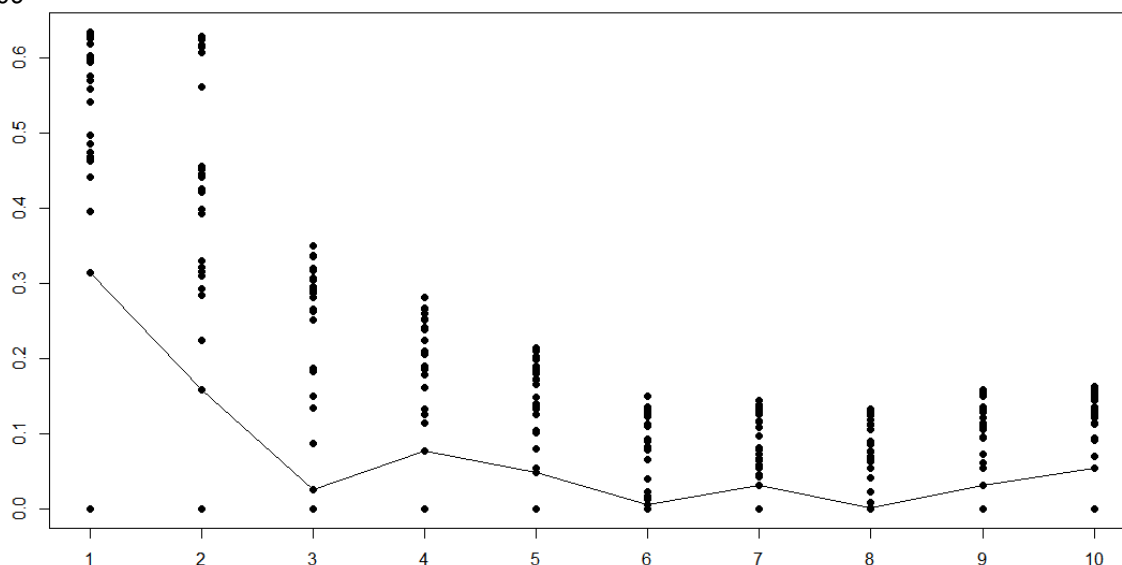
Tabela 5 – Impacto das DMUs removidas no volume de nuvem de pontos para o primeiro período

182										0,491
14	182									0,280
15	14	182								0,182
15	14	10	182							0,118
15	14	102	10	182						0,083
15	70	14	102	10	182					0,061
15	70	49	14	102	10	182				0,043
16	15	70	49	14	102	10	182			0,031
16	15	70	58	49	14	102	10	182		0,022
16	15	38	70	162	49	14	102	10	182	0,016

Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório Trienal da CAPES (2007-2009).

Como indicado na referida tabela, os principais programas identificados como *outliers* foram: a Pós-Graduação em Administração da USP (182); os dois programas de Administração da FGV/RJ (14 e 15); o programa de Administração da UFRGS (102); e o programa de Administração da FEAD/MG (10) conforme indicado.

Complementando a Tabela 5, o Gráfico 1 representa uma linha contínua que conecta os segundos valores mais baixos para cada r . Isso ilustra a separação entre as razões log mais baixas para cada valor de r . Assim, para $r = 1$, quando se exclui a DMU 182, observa-se o maior impacto relativo no volume da nuvem.

Gráfico 1 – Impacto do volume da nuvem de pontos das r DMUs removidas para os dados de 2007-2009

Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório Trienal da CAPES (2007-2009).

Analisando a DMU 182, o programa de Administração da USP, nota-se que seus *inputs* e *outputs* não apresentam erros, mesmo estando fora dos intervalos interquartis, conforme Tabela 5. Essa DMU representa um desempenho relativo excepcional, possuindo práticas de gestão e uma tecnologia de referência com a qual outras DMUs gostariam de aprender. Nesse caso, ela não deve ser removida da amostra. O mesmo raciocínio pode ser empregado para as outras três amostras destacadas como *outliers* na análise do primeiro período.

As demais unidades indicadas para o segundo período como *outliers* conforme a Tabela 6 e o Gráfico 2 foram as seguintes: de Administração da Faculdade Pedro Leopoldo – FPL/MG (27); Administração - UDESC (59); Administração – FGV/RJ (14); e Administração - UFRGS (102). A relevância do impacto delas, juntamente com a unidade 182, sobre a nuvem de pontos correspondem a quase 80% da nuvem como apontado na linha 5 da referida tabela. Isso indica que o restante do volume da amostra representa apenas 20,4% como apontado a seguir:

Tabela 6 – Impacto das DMUs removidas no volume de nuvem de pontos para o segundo período

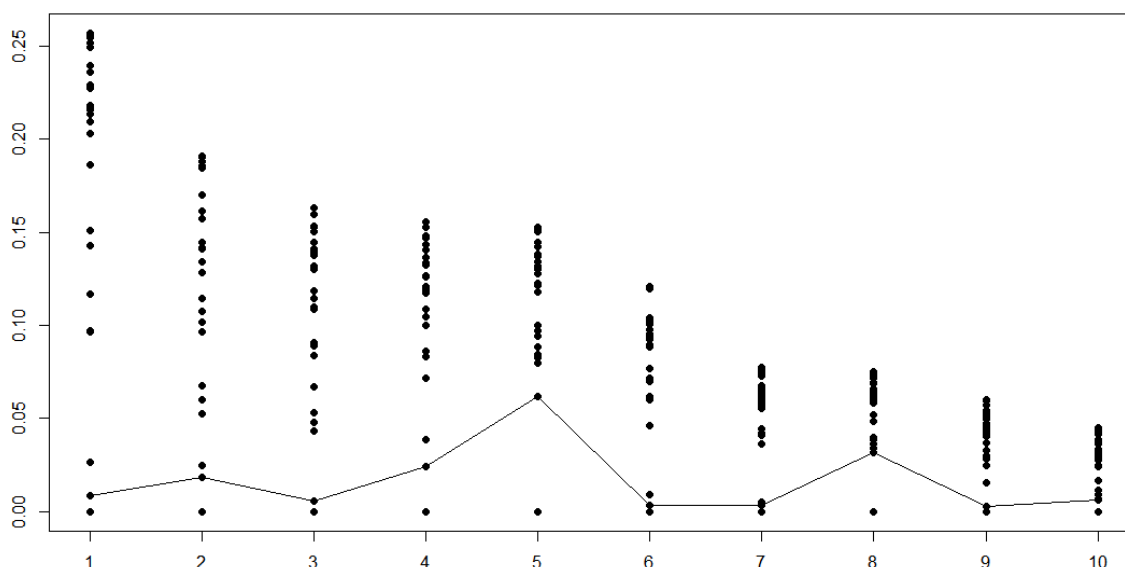
182	0,712
7 182	0,511
9 27 182	0,373
02 59 27 182	0,274
02 4 59 27 182	0,204
49 02 14 59 27 182	0,162
49 10 102 14 59 27 182	0,128
6 149 10 102 14 59 27 182	0,102
05 36 149 10 102 14 59 27 182	0,083
58 105 36 149 10 102 14 59 27 182	0,068

Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório Trienal da CAPES (2010-2012).

Pelos mesmos apontamentos da análise para o primeiro período, as DMUs até aqui analisadas podem ser, na verdade, casos de eficiência que extrapolam o comportamento geral quando comparadas com as demais. Dessa forma, em um primeiro momento, optou-se por manter todas as unidades indicadas dentro da amostra já que não se observou erros de registro. Em complemento da análise do segundo período, um novo gráfico foi elaborado demonstrando o impacto das referidas unidades sobre a nuvem de pontos. Vale reforçar que a influência das

unidades anteriormente citadas fica indicada pelo pico apontado em $r = 5$, no caso do Gráfico 2.

Gráfico 2 – Impacto do volume da nuvem de pontos das r DMUs removidas para os dados de 2010-2012



Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório Trienal da CAPES (2010-2012).

Para manter a simetria na análise dos dados, o mesmo procedimento foi repetido para o terceiro período. Dessa vez, o principal *outlier* identificado foi o programa de Mestrado em Rede (02 - Programa de Administração Pública em Rede Nacional da ANDIFES). Tal observação já era esperada, visto que essa modalidade de programa é desenvolvida em parceria com diversas universidades/faculdades e apresenta dados atípicos conforme apontados na Tabela 5. Logo, o número de entradas e saídas registradas nos dados são consideravelmente maiores quando em comparação com os demais programas.

A Tabela 7 indica que o referido programa reduz o volume da nuvem de pontos em 68,20% quando retirado. Isso demonstra que seus dados possuem influência significativa na fronteira de eficiência que possa a vir a ser formada com os dados do terceiro período.

Outra observação relevante em relação à mesma tabela, é que ao fim da análise dos 10 principais *outliers*, a composição da nuvem representa menos de 0,1% de seu volume total. Essa informação merece destaque principalmente pelo fato de ter havido um aumento das DMUs no último período, conforme Tabela 4, logo era

esperado uma composição mais pulverizada entre as DMUs e uma menor expressividade das unidades identificadas como *outliers*.

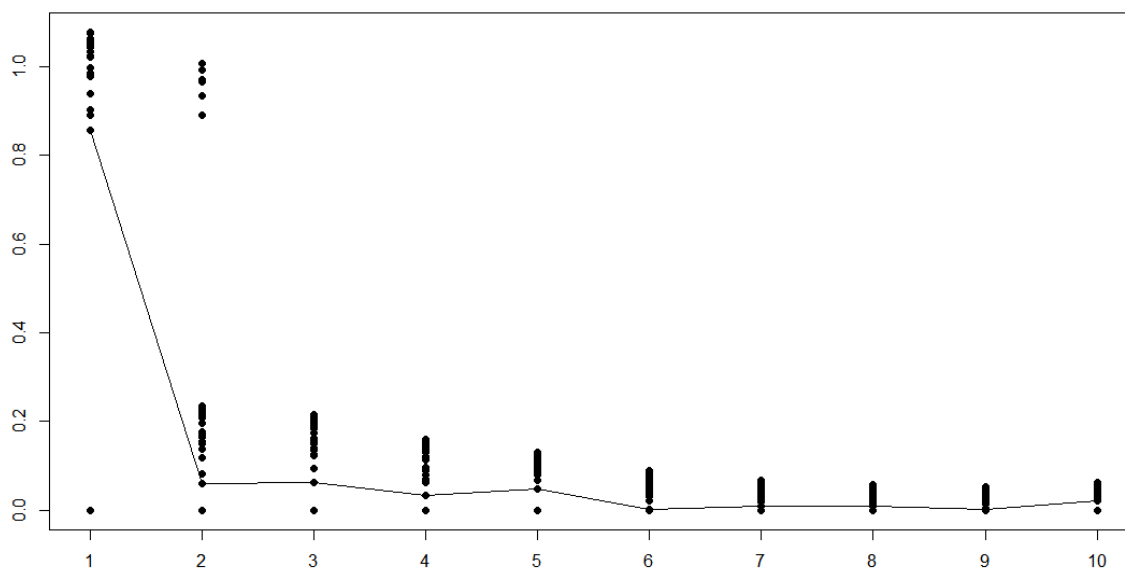
Tabela 7 – Impacto das DMUs removidas no volume de nuvem de pontos para o terceiro período

2										0,318
15	2									0,229
27	15	2								0,168
18	27	15	2							0,130
149	18	27	15	2						0,102
104	149	18	27	15	2					0,084
104	182	149	18	27	15	2				0,069
102	104	182	149	18	27	15	2			0,056
102	104	150	182	149	18	27	15	2		0,046
102	104	17	150	182	149	18	27	15	2	0,038

Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório Quadrienal da CAPES (2013-2016).

Adicionalmente, vale notar que a DMU 182 (programa de pós-graduação em Administração da USP) aparece somente após $r = 7$, ou seja, sua influência na nuvem de pontos é bem menos expressiva quando comparada com os dois períodos anteriores. Já o comportamento gráfico da nuvem de pontos com a retirada de cada uma das DMUs anteriormente apontadas podem ser verificadas a partir do Gráfico 3.

Gráfico 3 – Impacto no volume da nuvem de pontos das r DMUs removidas para os dados de 2013-2016



Fonte: Elaboração própria com base nos dados do Relatório Quadrienal da CAPES (2013-2016).

A etapa aqui desenvolvida foi utilizada para a identificação dos principais *outliers* verificados em cada um dos períodos, visto que nenhum deles se trata necessariamente de erro nos dados. O mesmo procedimento poderia ser desenvolvido para as etapas de cálculos para NDEA. Mesmo assim, como a base de dados é a mesma, a tendência é que os resultados seriam bem próximos aos anteriormente indicados.

Por conseguinte, é mais viável se passar para a questão do comportamento dos *outliers* encontrados. Ou seja, o passo seguinte é discutir se esses programas têm ou não eficiência superior aos demais. Essa avaliação é realizada a partir da ideia de supereficiência.

4.2.1 Supereficiência e superineficiência

A partir dos dados e considerando a verificação dos *outliers*, houve a necessidade de efetuar o teste de programas supereficientes usando o modelo CRS, por ser o mais restrito. A Tabela 8, que registra os índices de supereficiência de Shephard, foi elaborada a partir dos resultados obtidos por meio do pacote *Benchmarking*.

Tabela 8 – Programas supereficientes CRS orientados aos *outputs* (2007-2009)

DMU	IES	PROGRAMA	SUPEREFICIÊNCIA
29	FUCAPE	ADMIN. E CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,126075898
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,582704917
74	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	0,659156625
10	FEAD	ADMNISTRAÇÃO	0,700866458
75	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	0,754451015
38	IBMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,793346532
134	UNB	TURISMO	0,794979156
63	UEM/UEL	ADMINISTRAÇÃO	0,795478416
49	PUC/SP	ADMINISTRAÇÃO	0,801042543
73	UFC	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,813818182
15	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,838976896
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,857077450
43	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	0,963933654
130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	0,970329399
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	0,982589686

Fonte: Elaboração própria.

Aplicando o modelo de cálculo do pacote, as DMUs supereficientes devem ter um índice menor que 1. Isso indica que poderiam ter uma produção menor e continuarem sendo eficientes, bem como podem ser parte da nova fronteira de eficiência formada pelas restantes DMUs. Assim, por exemplo, o programa da FUCAPE pode reduzir seus produtos em 87,39% $[(1 - 0,126075898) * 100]$ e continuar sendo eficiente.

Logo, para o período 2007-2009, as principais unidades encontradas como supereficientes, partindo da utilização de um modelo CRS orientado ao produto estão destacadas na Tabela 8. As DMUs destacadas em negrito na respectiva Tabela correspondem a quatro dos cinco programas que foram indicados como *outliers* na Tabela 6, quais sejam, Administração – Acadêmico e Profissional – FGV/RJ; Administração – USP e Administração – FEAD/MG.

É possível também verificar no quadro acima a predominância de cursos de Administração como supereficientes para o primeiro período. Outro destaque é a ocorrência de um programa de Turismo (UnB) no respectivo quadro. Já os programas identificados como superineficientes, com base nos cálculos DEA-CRS realizados com inversão dos insumos e produtos, estão indicados na Tabela 9:

Tabela 9 – Programas superineficientes CRS orientados aos *outputs* (2007-2009)

DMU	IES	PROGRAMA	SUPERINEFIÊNCIA
4	EAESP/FGV	GES. E POLÍTICAS PÚBLICAS	0,200000000
129	UNAMA	ADMINISTRAÇÃO	0,321501291
176	UPE	GES. DO DESENV. LOCAL SUSTENTÁVEL	0,329078317
121	UFU	ADMINISTRAÇÃO	0,335212732
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	0,350185452
178	UPM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,370629371
51	PUC-RIO	ATUÁRIA	0,435872751
89	UFMS	ADMINISTRAÇÃO	0,515940673
108	UFRN	TURISMO	0,547860863
140	UNIFACS	ADMINISTRAÇÃO	0,578395977
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	0,607388734
71	UFBA	CONTABILIDADE	0,707287953
38	IBMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,713359045
161	UNIR	ADMINISTRAÇÃO	0,802553405
136	UNESA	ADM. E DESENVOLV. EMPRESARIAL	0,803217931
139	UNIEURO	ADMINISTRAÇÃO	0,863445835
75	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	0,916666667
8	FBV	GESTÃO EMPRESARIAL	0,990981523

Fonte: Elaboração própria.

Cabe ressaltar que dentre os programas listados como superineficientes, os de Administração da UNIEURO, Atuária – PUC-Rio e Administração e Controladoria - UFC foram descontinuados. Por isso, não estão relacionados nos dados para os próximos períodos. Isso indica que pode ter ocorrido uma melhora quanto à eficiência para os demais programas do rol acima.

Para o segundo período (2010-2012), houve a ocorrência de 20 programas considerados como supereficientes conforme os dados da Tabela 10:

Tabela 10 – Programas supereficientes CRS orientados aos *outputs* (2010-2012)

DMU	IES	PROGRAMA	SUPEREFICIÊNCIA
29	FUCAPE	ADMIN. E CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,337921337
71	UFBA	CONTABILIDADE	0,408050111
63	UEM/UEL	ADMINISTRAÇÃO	0,497802198
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,583710407
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	0,626384488
61	UECE	GESTÃO DE NEGÓCIOS TURÍSTICOS	0,632526586
36	FURB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,711515273
10	FEAD	ADMNISTRAÇÃO	0,722005672
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,727127001
66	UERJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,728353814
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	0,767977533
5	ESPM	ADMINISTRAÇÃO	0,807165420
152	UNINOVE	GEST AMBIENTAL E SUSTENTABILIDADE	0,850849796
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,856914526
50	PUC/SP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS	0,867330513
48	PUC/RS	ADMIN. E NEGÓCIOS - PUC-RS - UCS	0,899145448
116	UFSC	CONTABILIDADE	0,930722056
30	FUCAPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,953011703
18	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA E GOVERNO	0,967661261
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	0,978974873

Fonte: Elaboração própria.

Foi observado um aumento no número de programas em Contabilidade supereficientes (6 observações). Houve também a presença de um programa da área de Turismo (UECE) e a continuidade da predominância dos programas relacionados à área de Administração (13). Por outro lado, somente um dos programas identificados como *outliers* se encontra na lista de programas supereficientes. No caso, trata-se do programa de Administração da FGV (RJ). Isso se explica pelo fato de o volume da

nuvem de pontos utilizar um procedimento diferente ao utilizado para o cálculo da supereficiência.

Da mesma forma como realizado para o primeiro período, efetuou-se cálculos para identificar os programas com menor eficiência dentre os 122 avaliados pela CAPES no período entre 2010-2012. O resultado está descrito na Tabela 11. A ineficiência indicada pelo programa de Gestão Estratégica das Organizações (URI/RS) pode ser explicada pelo fato de a DMU ter tido seu início em 2011, logo tanto sua produção de publicações quanto de alunos titulados não possuía grande expressividade quando comparada aos demais programas.

Tabela 11 – Programas superineficientes CRS orientados aos *outputs* (2010-2012)

DMU	IES	PROGRAMA	SUPERINEFIÊNCIA
180	URI	GESTÃO ESTRATÉGICA DE ORGANIZAÇÕES	0,015094822
141	UniFECAP	ADMINISTRAÇÃO	0,064893617
58	UDESC	ADMINISTRAÇÃO	0,241905643
8	FBV	GESTÃO EMPRESARIAL	0,462299313
106	UFRJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,520281596
140	UNIFACS	ADMINISTRAÇÃO	0,75327915
95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,766750137
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	0,790000000
47	PUC/RS	ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS	0,791009955
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	0,794862615
163	UNISC	ADMINISTRAÇÃO	0,796523793
78	UFES	GESTÃO PÚBLICA	0,845103095
29	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO E CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,950432827

Fonte: Elaboração própria.

Outra observação é que o programa destacado em negrito corresponde a um *outlier* conforme cálculo realizado anteriormente. É possível concluir a partir desse fato que a composição dos *outliers* pode indicar tanto programas muito eficientes quanto programas com eficiência mínima que destoam dos dados dos demais.

Para a próxima análise, foram considerados os 183 programas avaliados pela CAPES entre 2013 e 2016. Foi observada a existência de um total de 19 programas apontados como supereficientes. Isso indica que, do total analisado, cerca de 10,38% dos programas avaliados nesse período tiveram rendimento superior aos demais. A Tabela 12 a seguir indica o rol das DMUs em destaque:

Tabela 12 – Programas supereficientes CRS orientados aos *outputs* (2013-2016)

DMU	IES	PROGRAMA	SUPEREFICIÊNCIA
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,271276596
188	USP/ESALQ	ADMINISTRAÇÃO	0,428773776
119	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	0,691593972
157	UNIOESTE	ADMINISTRAÇÃO	0,692975358
18	FGV/SP	ADMIN. PÚBLICA E GOVERNO	0,715843020
36	FURB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,717783843
124	UFV	ADMINISTRAÇÃO	0,764892551
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	0,793762623
149	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,820331781
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	0,848153688
12	FFIA	GESTÃO DE NEGÓCIOS	0,859416446
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	0,867389113
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,888497127
135	UNB	GESTÃO PÚBLICA	0,892411240
153	UNINOVE	GESTÃO EM SISTEMAS DE SAÚDE	0,899359782
154	UNINOVE	GESTÃO DO ESPORTE	0,923730258
187	USP	TURISMO	0,939365627
119	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	0,951185718
156	UNIOESTE	CONTABILIDADE	0,976508095

Fonte: Elaboração própria.

Dos programas apontados como supereficientes, há novamente um programa da área de Turismo (USP) entre os mais bem colocados. Houve uma redução no número de programas de Contabilidade (de seis no período anterior para apenas duas, em correspondência com a Tabela 12), mas isso não indica uma queda de eficiência, já que a avaliação é relativa, e cada período tem fronteira diferente. Os demais programas estão relacionados à área de Administração/Gestão que continua a corresponder ao maior número de programas. Já os programas mais ineficientes encontrados (Tabela 13) somam um total de 20 ocorrências como demonstrado a seguir:

Tabela 13 – Programas superineficientes (CRS) orientados aos *outputs* (2013-2016)

DMU	IES	PROGRAMA	SUPERINEFIÊNCIA
160	UNIPAMPA	ADMINISTRAÇÃO	0,002724135
64	UEM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,045637481
67	UFAL	PROFNIT	0,300000000
95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,365591398
13	FG	INOVAÇÃO E DESENVOLVIMENTO	0,394982179
3	CEFET/MG	ADMINISTRAÇÃO	0,454545455

22	FIPECAFI	CONTROLADORIA E FINANÇAS	0,491852534
83	UFG	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,508023588
93	UFPB/J.P.	GES. PÚBLICA E COOPERAÇÃO INTERNACIONAL	0,533333333
125	UFVJM	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	0,552866623
21	FGV/SP	GESTÃO PARA A COMPETITIVIDADE	0,672182972
179	UPM	ADMIN. DO DESENVOLVIMENTO DE NEGÓCIOS	0,719304555
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	0,797524937
11	FEI	ADMINISTRAÇÃO	0,823932008
110	UFRN	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,843485602
146	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO	0,845657031
80	UFF	TURISMO	0,878028732
141	UNIFECAP	ADMINISTRAÇÃO	0,945206481
158	UNIOESTE	TECNOLOGIAS, GESTÃO E SUSTENTABILIDADE	0,956432745
178	UPM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,956521739

Fonte: Elaboração própria.

Dos programas apontados acima, 15 foram criados no próprio período da avaliação, isso pode ser um fator de influência para o baixo rendimento nos resultados de eficiência. Isso decorre visto que os produtos avaliados são o número de titulados e a quantidade de publicações ocorridas no período (sejam em livros ou periódicos qualificados).

A etapa aqui desenvolvida foi empregada para a identificação dos principais *outliers* verificados em cada um dos períodos. Outra finalidade foi confirmar a possibilidade de os programas poderem ser ou não reconhecidos como DMUs supereficientes (ou superineficientes). A próxima fase a ser efetuada antes do cálculo da DEA por etapas (NDEA) é a realização dos testes para discussão do modelo ideal a ser adotado em cada caso – essa é a discussão do tópico seguinte.

4.3 TESTE DE MODELO (CRS OU VRS)

Como já assinalado, o teste de retorno de escala é indispensável, porque a escolha do tipo de fronteira é uma questão básica no cálculo da eficiência e quando decidida de forma arbitrária pode induzir a conclusões inadequadas. Como sugerido no Capítulo de Método, esse teste foi realizado usando os escores de eficiência CCR (CRS) e BCC (VRS) com o procedimento de *bootstrap*. A hipótese nula de prevalência, ou seja, uma fronteira com retornos constantes de escala (CRS ou CCR), pode ser

rejeitada se a estatística estimada S na equação (10) for menor que o valor crítico obtido pelos estimadores de *bootstrap*.

Os testes devem ser realizados para os três estágios do Network-DEA, já que cada estágio tem sua própria tecnologia, definindo assim o seu próprio conjunto de pesos e unidades de referência. O mesmo teste também foi realizado para os casos em que houve cálculo DEA para os três períodos distintos da avaliação da CAPES. Isso ocorre porque a DEA também é necessária para compor os cálculos dos Índices de produtividade de Malmquist em seção posterior.

O procedimento a ser adotado na presente etapa consiste em realizar o teste de modelo, objetivando a identificação do modelo ideal a partir da razão das somas de todos os índices de eficiência dos programas quando avaliados pelo modelo CRS e dos índices de eficiência para o modelo VRS. A partir dos resultados de S são definidas duas hipóteses:

H_0 : não há diferença entre as fronteiras, => modelo ideal é CRS (CCR);

H_a : há diferença entre as fronteiras, => modelo ideal é VRS (BCC).

Com a aplicação de *bootstrap*, os três testes utilizam 2000 replicações na composição dos cálculos. Os resultados estão registrados na Tabela 14 dando os valores de S (equação 10) e os respectivos valores críticos a um nível de significância de 5% para cada uma das três etapas. Com base nesses resultados, deve-se decidir pela rejeição ou não da tecnologia CRS na 1ª, 2ª e 3ª etapas do NDEA.

Os principais pacotes utilizados para a execução dos testes foram o FEAR com a complementação da função *critValue* para cálculo do valor crítico, disponível no pacote *Benchmarking*. Vale ressaltar que o resultado $S \sim 1,00$ significa que ambos os somatórios (numerador e denominador) possuem os resultados estatisticamente iguais, caso em que a hipótese nula não deve ser rejeitada, ou seja, se isso ocorrer o modelo a ser adotado passa a ser o CRS (CCR). Caso contrário, é adotado o VRS (BCC).

Observa-se na Tabela 14 que os valores da estatística S (equação 10) para cada uma das etapas foram respectivamente 0,7802139; 0,1119743 e 0,3386213. Nesse caso, tais valores são inferiores aos valores críticos com significância de 5%, sugerindo a rejeição de H_0 . Isso indica que o melhor procedimento a ser adotado é a

utilização do VRS para os dados observados, visto a existência de ineficiência de escala nas DMUs analisadas.

Tabela 14 – Valores críticos para diferentes níveis de significância e o valor da estatística S do teste de modelo por etapa para o NDEA

Etapas	1,00%	2,00%	5,00%	10,00%	S
01	0,72931050	0,74980870	0,78053810	0,81455760	0,7802139
02	0,04481348	0,04997127	0,11198477	0,18577883	0,1119743
03	0,30915980	0,31587790	0,33869040	0,35383880	0,3386213

Fonte: Elaboração própria.

O mesmo procedimento foi efetuado para realização dos testes por período com modelo DEA tradicional (desconsiderando o modelo NDEA). Para esse teste, a composição dos *inputs* foi: o número de discentes; o número de docentes e os abandonos e os desligamentos. Já para os *outputs*, foram utilizados: o número de titulados por período; o total de publicação de livros e capítulos de livros, assim como as publicações em periódicos qualificados. A Tabela 15 indica os resultados encontrados com a adoção do *bootstrap* em cada um dos períodos dos valores de S, os valores críticos e os resultados para os níveis de significância entre 1,00 e 10,00%:

Tabela 15 – Valores críticos para diferentes níveis de significância e o valor da estatística S do teste de modelo por etapa para os três períodos estudados

Período	1,00%	2,00%	5,00%	10,00%	S
2007-2009	0,7426722	0,7807063	0,8392637	0,8634967	0,9400725
2010-2012	0,7767927	0,8442580	0,8821685	0,9058891	0,9522015
2013-2016	0,7692401	0,7934313	0,8545814	0,8809144	0,9328863

Fonte: Elaboração própria.

Considerando as informações da Tabela 15 e os critérios do teste, considera-se não ser necessário rejeitar a hipótese nula e descartar a hipótese alternativa para os três períodos. Isso decorre visto que os valores da estatística de S são superiores aos valores críticos para o nível de significância de 5%. Portanto, é pertinente a adoção do método CRS.

Após realizar o teste para adoção de modelos (tanto para o cálculo NDEA nos três estágios quanto para o cálculo por períodos), com base em todo o arcabouço da

revisão da literatura estudada, definiu-se a realização dos cálculos do DEA *com e sem bootstrap* com orientação aos produtos. Nesse caso, a minimização dos insumos (docentes, discentes) não corrobora a ideia existente na sociedade, em que se busca a expansão dos programas, logo há um foco no aumento dos resultados (títulos, publicações etc.) – aprofunda-se essa discussão no próximo tópico.

4.4 NDEA-CLÁSSICO E *BOOTSTRAP* ORIENTADO AOS PRODUTOS

Primeiramente, antes de discutir os resultados dos cálculos realizados, é necessário destacar que as análises de DEA Clássico e de *DEA-Bootstrap* em primeiro estágio, assim como o estudo do impacto dos fatores exógenos, no segundo estágio, considerou como base de dados o total das informações prestadas pelos programas à CAPES para cada um dos anos de forma somada. Com isso, não é avaliada uma distinção por período, mas sim a eficiência total para os programas nos 10 anos avaliados – período compreendido entre 2007 e 2016.

Para os cálculos NDEA nas três etapas, é adotado o modelo VRS, pelo teste anteriormente realizado, e a orientação definida (*output*). Corrobora com a escolha de modelo os trabalhos de Brzezicki (2020), Civera *et al.* (2020) e Barra e Zotti (2016), porque nesses estudos, embora não tratem especificamente de avaliação de pós-graduação, utilizaram o modelo DEA-VRS juntamente com o *bootstrap* para cálculo da eficiência em departamentos ou instituições de ensino superior. No caso do último trabalho, houve ainda a utilização do índice de Malmquist para mensuração da dinâmica da produtividade. Ou seja, sua análise torna-se ainda mais contundente pelo paralelismo das técnicas adotadas.

Adicionalmente, por adotar modelos VRS, há nos cálculos de eficiência um fator de escala derivada do tamanho dos programas. Ou seja, o tamanho de um programa é um fator que pode influenciar diretamente os resultados de desempenho e pode se esperar que enquanto maior o programa maior a eficiência. Resultados semelhantes estão presentes nos trabalhos de Lee (2011); Martínez-Campillo e Fernandez-Santos (2020) e Agasisti *et al.* (2021).

Com a definição do modelo, a etapa seguinte se dá pela realização do cálculo da eficiência em três etapas distintas utilizando o Network DEA, cuja técnica também foi utilizada para avaliação dos programas de pós-graduação de Economia em

Falquetto *et al.*(2018) e Engenharias, em Gomes Júnior *et al.* (2014). Para cada etapa dessa análise, é encontrada uma eficiência e, então, é realizado o cálculo da eficiência global (multiplicação das eficiências encontradas em cada estágio).

Para a etapa 1 (Etapa Operacional/Administrativa), são verificadas as condições iniciais para o funcionamento dos programas. Por isso, nessa fase, foi considerado como insumo o total de docentes credenciados para cada unidade tomadora de decisão (DMU). A ideia é que essa variável representa a existência e a consolidação dos programas, porque é, a partir dos educadores, que há a possibilidade da instauração de cada um dos cursos nas respectivas IES. Como produto nessa primeira etapa, são considerados os totais de discentes existentes em relação a cada uma das 191 DMUs avaliadas. Com essa abordagem, espera-se que os programas com menor número de professores e maior número de alunos sejam os mais eficientes do ponto de vista operacional.

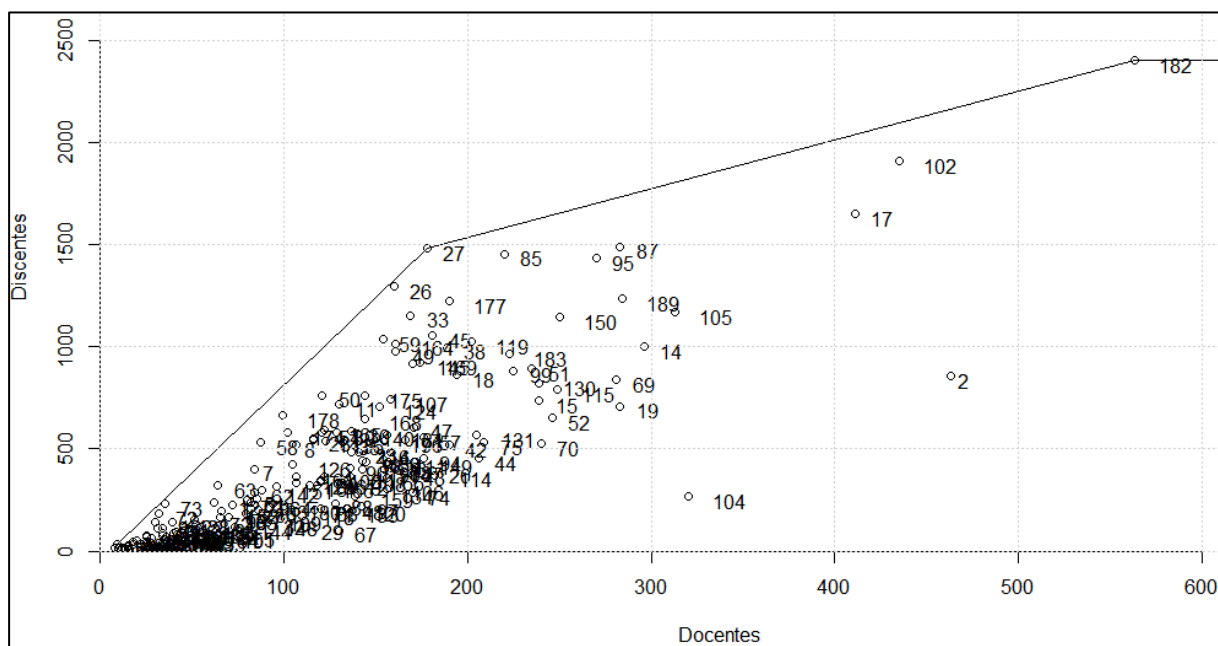
As variáveis da segunda etapa (Eficiência Interna) buscam a mensuração da eficiência pedagógica interna dos programas, por contemplarem as diferentes estratégias, métodos, técnicas de ensino e carga horária para formar mestres e doutores a partir matrículas efetivadas. Logo, a entrada considerada é o total de alunos matriculados. Essa etapa considera também como resultado indesejado os abandonos e desligamentos ocorridos ao longo dos dez anos. Tais valores são aplicados como insumos, haja vista que a respectiva inserção implica a busca da redução desses produtos indesejáveis. Com esse procedimento, pretende-se alcançar a maximização dos alunos titulados para cada nível de matriculados e a minimização dos abandonos e desligamentos.

Para a terceira etapa (Eficiência Externa), são considerados como entradas somente os discentes titulados e como saída a produção científica – participação em livros/capítulos de livros e o total de publicações qualificadas já calculadas pela relevância de cada uma delas conforme definido pela CAPES (2021). Nesse ponto, uma diferenciação entre as publicações se faz necessária, isto é, há uma necessidade de distinguir o peso de uma publicação A1 com maior relevância em relação a uma publicação B3, por exemplo. O intuito, com o procedimento, é um aumento de publicações a partir dos discentes titulados em cada programa que compõe a amostra. Assim, essa etapa caracteriza a avaliação externa e qualifica o desempenho final.

Após os esclarecimentos de como foram definidos os subprocessos do NDEA, é possível passar à análise dos resultados de cada um deles. Para realizá-la, utilizam-se os métodos DEA clássicos (determinístico) e os métodos com *bootstrap* (para correção de possível viés). Isso permite, em momento posterior, uma comparação de seus resultados.

No cálculo da Etapa Operacional pelo método NDEA-BCC clássico orientado aos *outputs*, destacam-se a ocorrência de quatro DMUS com eficiência máxima como consta no Gráfico 4. São os seguintes: Controladoria e Finanças (FIPECAFI/SP – DMU 22); Administração (FPL/MG – DMU 27); Administração (USP – DMU 182) e Administração de Desenvolvimento de Negócios (UPM – DMU 179). Eles representam apenas 2,09% da amostra de 191 DMUs analisadas. O índice médio de eficiência BCC ficou na ordem de 40,43%.

Gráfico 4 – Eficiência na Etapa Administrativa



Fonte: Elaboração própria.

Quando avaliada a eficiência de escala – EE01 (divisão da eficiência CCR pelo valor da eficiência BCC) para a primeira etapa do modelo NDEA, a DMU 27 foi a única a apresentar eficiência técnica máxima, ou seja, apresentou valor da razão igual a 1,00, indicando que o tamanho ideal dos programas tem como referência essa DMU. Os demais apresentaram ineficiência de escala. O programa de Administração da

USP, por exemplo, apresentou eficiência de escala de 0,512. Isso indica que o respectivo programa possui eficiência pura, mas ineficiência de escala na ordem de 48,8%. Assim, com esses resultados, questiona-se o pressuposto inicial de que quanto maior o programa melhor o desempenho. Daí, resulta que a fragmentação dos grandes programas pode gerar uma maior relação professor/alunos matriculados.

Os resultados numéricos dos índices dos programas (eficiência técnica pura e de escala) podem ser verificados posteriormente no Apêndice C deste trabalho.

Já para a etapa de mensuração da eficiência interna (Etapa 2), houve a ocorrência de 13 DMUs com eficiência BCC máxima. Isso representa apenas 6,81% dos programas analisados. Novamente, observa-se a presença do programa de Administração da USP (DMU 182). Além deste, encontram-se como representantes da Administração, registrados com eficiência igual a 1,00 os seguintes: UFLA (DMU 85); UFC (DMU 73); UFMG (DMU 87); UEM/UEL (DMU 63); UFV (DMU 124); FGV/RJ (DMU 14); FEAD (DMU 10); UNIOESTE (DMU 157); e USP/ESALQ (DMU 188). Os outros cursos de pós-graduação que completam a lista como eficientes são: Gestão Internacional (FGV/SP – DMU 20); Gestão do Esporte (UNINOVE – DMU 159); e Gestão em Sistemas de Saúde (UNINOVE – DMU 153).

Nessa etapa, há de se notar que não há nenhum registro de programas eficientes das áreas de Contabilidade ou Turismo. Adicionalmente, a média de eficiência dos programas para a análise da eficiência foi de 45,98%. Esse é um ponto a ser considerado.

Em relação à avaliação da eficiência de escala – EE02, houve a ocorrência de 07 DMUs (10, 15, 63, 73, 153, 154, 157) com eficiência máxima tanto na eficiência técnica pura quanto na eficiência técnica de escala. Já as DMUs (12, 21, 135, 148 e 186) apresentaram eficiência de escala máxima, mas não repetiram o mesmo desempenho quando avaliada a eficiência técnica pura. Por consequência, os demais programas avaliados (179) possuem ineficiência técnica pura e de escala para a avaliação desta etapa.

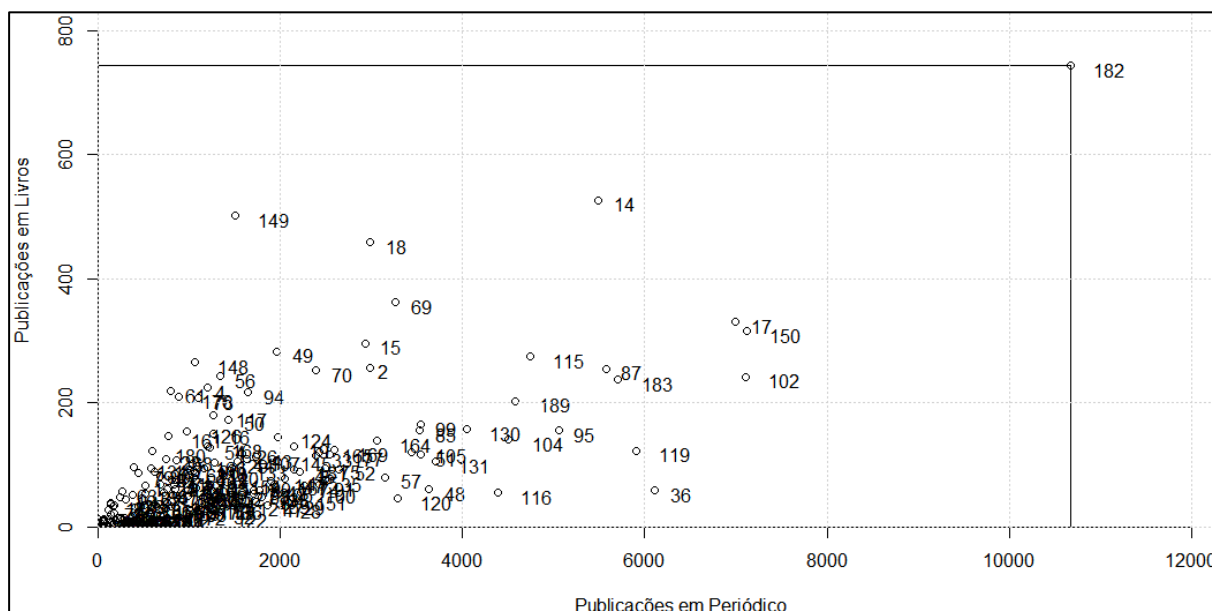
Na última etapa, a de eficiência externa, envolvendo os aspectos relacionados à publicações, observa-se a presença de nove programas como eficientes. Esse valor corresponde a 4,71% das observações realizadas. Na lista, estão incluídos os seguintes programas: Administração (USP – DMU 182); Administração (UNIMEP – DMU 148); Administração (UNIMEP – DMU 149); Administração (UNINOVE – DMU

150); Administração (UFRGS – DMU 102); Administração e Negócios (PUC/RS – UCS – DMU 48); Administração Pública e Governo (FGV/SP – DMU 18); Ciências Contábeis (FURB – DMU 36); e PROFNIT - Propriedade Intelectual e Transferência de Tecnologia para Inovação (UFAL – DMU 67).

Dessa forma, para o restante dos programas, não foi observada a existência de eficiência, podendo-se inferir que as publicações atualmente ainda não estão em números satisfatórios (ou não possuem a qualidade desejada, visto que os valores aqui apontados sofrem influência da qualificação dos periódicos). Por consequência, a média de eficiência das DMUs é de apenas 39,10%.

O Gráfico 5 demonstra a distribuição das DMUs quando consideradas as respectivas publicações de cada uma das DMUs. Nele, é possível constatar que a DMU 182 é a única na fronteira da curva de transformação. Isso demonstra que o programa de Administração da USP é o que possui o melhor resultado de publicações quando considerados os dados totais dos dez anos, visto se destacar tanto na quantidade de publicações em livros quanto na qualidade das publicações em periódicos qualificados.

Gráfico 5 – Curva de transformação das publicações: Etapa 03



Fonte: Elaboração própria.

Quando considerado o cálculo de eficiência de escala – EE03, somente a DMU 67 apresenta eficiência técnica pura e de escala. Isso caracteriza que o programa

aponta tamanho ótimo para a referida análise. Em outras palavras, tem uma proporção ótima entre o número de publicações e o número de titulados.

Por outro lado, 29 DMUs apresentaram somente eficiência de escala, mas não apresentaram eficiência técnica pura. A princípio, tal fato indica que esses programas devem aumentar o número de publicações qualificadas, visto não ser ideal a redução do número de titulados. O resultado de cada uma das DMUs em relação à eficiência por etapa pode ser verificado no Apêndice C ao fim deste estudo.

Ainda, com base nos resultados descritos para cada uma das etapas, observa-se a ocorrência do programa de Administração da USP em todas elas para o caso da eficiência variável de escala. Mesmo assim, não houve nenhum programa que atingisse a eficiência de escala máxima nas três análises. Esse fato aponta que, em geral, os programas podem ser mais eficientes em relação ao tamanho que possuem. Outro fato em relação às etapas analisadas isoladamente é que nenhuma delas atingiu um percentual de 10% de eficiência em relação ao total de programas.

Ressalva-se que o cálculo por etapa favorece diferentes DMUs em cada uma delas. Ocorre principalmente programas que apresentarem menor número de entradas e maior número de saídas. Isso implica dizer que a eficiência nesses casos é parcial, pois não compreende o desempenho deles como um todo.

Para aprimoramento dessa análise, é necessário efetuar um cálculo que englobe a eficiência em cada uma das etapas. Isso se faz a fim de se verificar quais são os programas com as melhores práticas. Por consequência, esses seriam os programas com os resultados mais satisfatórios sob esse enfoque.

Para efetuar esse cálculo, foi realizada a multiplicação das eficiências de cada DMU para as respectivas etapas. De acordo com o método empregado, um programa para ser considerado eficiente deve ter um bom aproveitamento em cada um dos subprocessos – e não obter resultado ótimo em apenas um deles.

Para sintetizar a Tabela 16, os índices de eficiência foram calculados com base no modelo radial de Shephard (inverso da eficiência de Farrell) em cada uma das etapas. Nesse sentido, os resultados foram calculados em um fator de $1/\theta$ em que θ representa a eficiência parcial de cada uma das DMUs. Por se tratar de cálculo de DEA orientada aos produtos, os valores obtidos nos cálculos passam a ter valores entre 0 e 1. A Tabela 16 apresenta os resultados da eficiência global para os 31 programas mais eficientes a partir dos índices Shephard.

Tabela 16 – Programas com maior Eficiência Global

DMU	IES	PROGRAMA	EFICIÊNCIA GLOBAL (E1*E2*E3)
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	1,000000000
87	UFMG	ADMINISTRAÇÃO	0,602943596
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	0,559170167
119	UFSC	ADMINISTRAÇÃO	0,531890658
17	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,445137862
85	UFLA	ADMINISTRAÇÃO	0,42334769
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,385774486
150	UNINOVE	ADMINISTRAÇÃO	0,335132159
18	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA E GOVERNO	0,324449801
95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,303151912
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,281997775
124	UFV	ADMINISTRAÇÃO	0,265190089
189	USP/RP	ADMINISTRAÇÃO DE ORGANIZAÇÕES	0,263801263
183	USP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	0,227172066
49	PUC/SP	ADMINISTRAÇÃO	0,22119747
115	UFSC	ADMINISTRAÇÃO	0,211429892
15	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,199550153
105	UFRJ	ADMINISTRAÇÃO	0,193571318
69	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	0,186922291
116	UFSC	CONTABILIDADE	0,183678808
35	FURB	ADMINISTRAÇÃO	0,180055712
91	UFPB/J.P.	ADMINISTRAÇÃO	0,170601792
33	FUMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,170177533
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	0,157897472
177	UPM	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,154646588
130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	0,150566452
51	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,150149383
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	0,149022357
164	UNISINOS	ADMINISTRAÇÃO	0,144057433
99	UFPR	ADMINISTRAÇÃO	0,139312128
50	PUC/SP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS	0,134505922

Fonte: Elaboração própria.

Adverte-se que, como já anteriormente explicitado, devido à sua estrutura multiplicativa, para que uma DMU possa ter eficiência global nos modelos Network-DEA, esta deve ser eficiente em cada etapa. O único caso registrado nessas condições foi o programa de Administração da USP. É necessário, ademais, registrar que o índice global utilizado considera que cada um dos subprocessos possui o mesmo peso no cômputo. Assim, pode admitir-se que o segundo ou terceiro estágio

são relativamente mais importantes que o primeiro, ao se considerar o foco nos resultados de formação de discentes e na quantidade de publicação de qualidade por programas.

Como nos resultados parciais, há uma presença maior de programas de Administração do que das outras subáreas na listagem dos programas mais eficientes indicados acima. Reforça-se que, mesmo em uma amostra dos 30 primeiros programas mais eficientes, não se observa a presença de nenhum deles na área de Turismo.

De forma semelhante, foi possível avaliar os 30 programas menos eficientes ao avaliar o resultado global das três etapas já calculadas. Os índices das respectivas DMUs, com menor desempenho global, estão elencados na Tabela 17. Um fato interessante a ser destacado é que muitos dos programas da referida tabela correspondem justamente aos programas que se encerraram antes da conclusão dos 10 anos. Outros programas ali listados correspondem aos que foram inaugurados nos últimos anos do quadriênio 2013-2016.

Tabela 17 – Programas com menor Eficiência Global

DMU	IES	PROGRAMA	EFICIÊNCIA GLOBAL (E1*E2*E3)
67	UFAL	PROFNIT - PROPRIEDADE INTELECTUAL E TRANSF. DE TECNOLOGIA PARA INOVAÇÃO	2,38222E-05
13	FG	INOVAÇÃO E DESENVOLVIMENTO	2,52896E-05
83	UFG	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	3,57289E-05
3	CEFET/MG	ADMINISTRAÇÃO	3,68276E-05
123	UFU	GESTÃO ORGANIZACIONAL	4,02177E-05
6	ESPM	COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR	4,0824E-05
125	UFVJM	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	4,32278E-05
37	FURG	ADMINISTRAÇÃO	4,52769E-05
81	UFF	ADMINISTRAÇÃO	4,56277E-05
146	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO	5,18638E-05
137	UNESP/JAB	ADMINISTRAÇÃO	5,98947E-05
21	FGV/SP	GESTÃO PARA A COMPETITIVIDADE	6,09308E-05
110	UFRN	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	6,51272E-05
104	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	8,04702E-05
84	UFJF	ADMINISTRAÇÃO	8,43565E-05
94	UFPB/J.P.	GESTÃO EM ORGANIZAÇÕES APRENDENTES	8,48173E-05
22	FIPECAFI	CONTROLADORIA E FINANÇAS	8,49825E-05
9	FDC	GESTÃO CONTEMPORÂNEA DAS ORGANIZAÇÕES	8,52018E-05
158	UNIOESTE	TECNOLOGIAS, GESTÃO E SUSTENTABILIDADE	8,91143E-05

31	FUCAPE-RJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	9,54579E-05
55	UAM	GESTÃO EM ALIMENTOS E BEBIDAS (A&B)	0,000162186
171	UNOCHAPECÓ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ADMINISTRAÇÃO	0,000171124
157	UNIOESTE	ADMINISTRAÇÃO	0,000188355
40	IFS	TURISMO	0,000202348
191	UTFPR	ADMINISTRAÇÃO	0,000229567
160	UNIPAMPA	ADMINISTRAÇÃO	0,000277874
179	UPM	ADMIN. DO DESENVOLVIMENTO DE NEGÓCIOS	0,000289787
39	IDP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	0,000326928
174	UNP	ADMINISTRAÇÃO	0,000330551
53	PUC-RIO	ATUÁRIA	0,001606122

Fonte: Elaboração própria.

De toda forma, os cálculos até aqui podem ter uma composição de viés/erro, ou a consideração de algum outro fator que possa causar divergência sobre os resultados apresentados. Uma forma de tornar os dados compostos com menor variância e livres de enviesamento é a adoção do *bootstrap* para um novo cálculo da eficiência nos subprocessos do método NDEA. Em consequência, é possível a obtenção de uma eficiência global corrigida. A utilização do *bootstrap* como ferramenta para aprimoramento dos cálculos e seus resultados são abordados na próxima subseção.

4.4.1 Cálculo da Eficiência a partir da utilização do *bootstrap*

A análise anterior considerou somente aspectos quantitativos do DEA determinístico. Para complementá-los de forma ainda mais robusta e corrigir a existência de possível viés da amostra, adotou-se a utilização do *bootstrap* nos mesmos moldes que Simar e Wilson (1998) em seu trabalho. Os resultados apresentam uma mensuração da eficiência BCC livre de viés, assim como a margem de erro, com base nas pseudoeficiências medidas a partir das réplicas utilizadas. Nesse caso, o cálculo foi executado com um total de 2.000 repetições, como orientado pelos autores, de modo a refinar os resultados anteriormente encontrados.

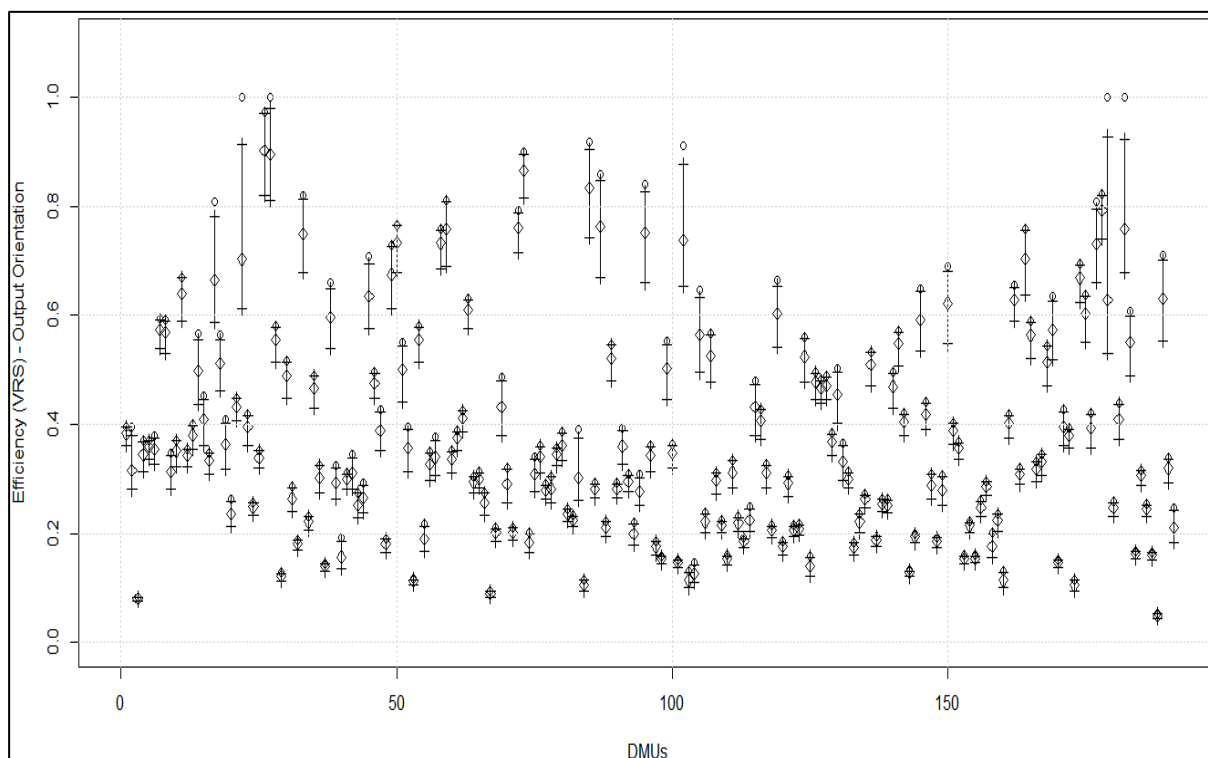
Esse procedimento foi realizado nos mesmos moldes dos cálculos anteriores. Para isso, primeiramente utiliza-se o DEA-*Bootstrap* para cada uma das etapas com os mesmos insumos e produtos dos subprocessos 1, 2 e 3. Posteriormente, houve o

cálculo da eficiência global BCC com base na multiplicação da eficiência livre de viés de cada uma das etapas anteriormente calculadas.

O Gráfico 6 indica o valor da eficiência corrigida de viés assim como os intervalos de confiança para cada um dos programas da Primeira Etapa (Eficiência Operacional/Administrativa). Novamente, os valores foram considerados de forma invertida (eficiência de Shephard), o que permite a avaliação de todos os valores mais próximos à fronteira com valor máximo igual a 1,00. Por consequência do novo dimensionamento, nenhum dos valores da etapa anterior possui o valor máximo de eficiência.

Ainda com base no Gráfico 6, os losangos vazios correspondem ao valor central da eficiência corrigido. Já os limites, identificados pelas barras superior e inferior, representam o intervalo de confiança da eficiência para cada uma das DMUs de acordo com o viés respectivo calculado.

Gráfico 6 – Eficiência BCC Administrativa corrigida de viés: Etapa 01



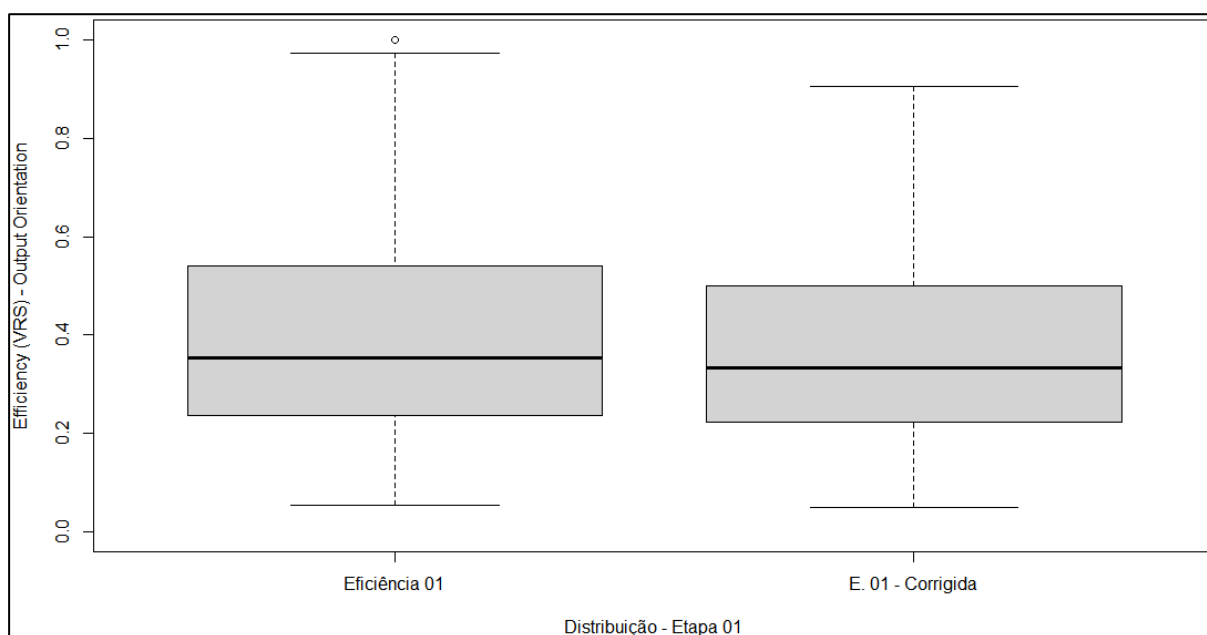
Fonte: Elaboração própria.

De modo a melhor visualizar o efeito da correção do viés, faz-se necessária a apresentação do Gráfico 7. Nele, há a demonstração do deslocamento da mediana, a

compactação dos valores e a ausência de programas com eficiência máxima, ou seja, valor igual a 1. Os quatro resultados máximos calculados para a primeira etapa da DEA determinístico também podem ser identificados no gráfico anterior, a partir dos círculos que tocam a linha correspondente ao valor máximo. O referido fato é um exemplo das alterações dos resultados antes e após a adoção da ferramenta de reamostragem nos resultados.

Nota-se, portanto, que os novos índices de eficiência, além de serem não viesados, têm uma menor variância. Portanto, são índices mais robustos. Outra alteração é em relação à média de eficiência. Para a primeira etapa no cálculo clássico, ela foi mensurada em 40,43%. Após a correção de viés esse índice médio passou a ser de 37,36%.

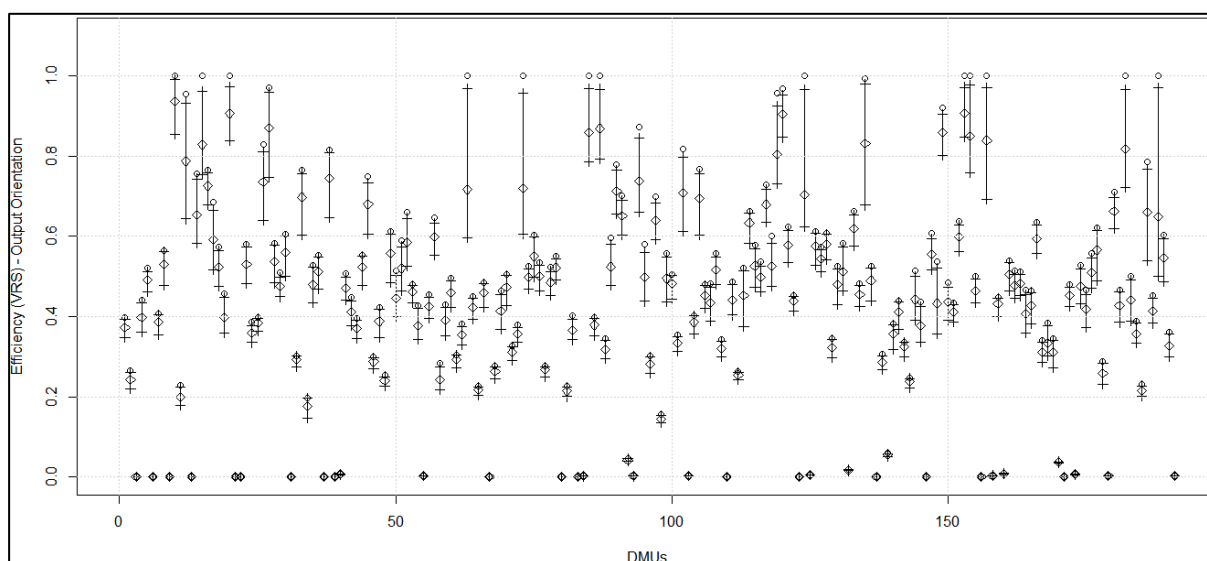
Gráfico 7 – Distribuição sem correção e com correção de viés: Eficiência Administrativa BCC



Fonte: Elaboração própria.

O mesmo procedimento foi efetuado para a etapa de avaliação da eficiência interna do NDEA. Nela, trata-se da avaliação dos resultados do número de titulados em relação aos matriculados, a fim de observar o efeito da aplicação do *bootstrap*. No Gráfico 8 está destacado o comportamento para a segunda etapa (eficiência interna) dos 191 programas de pós-graduação da Área 27.

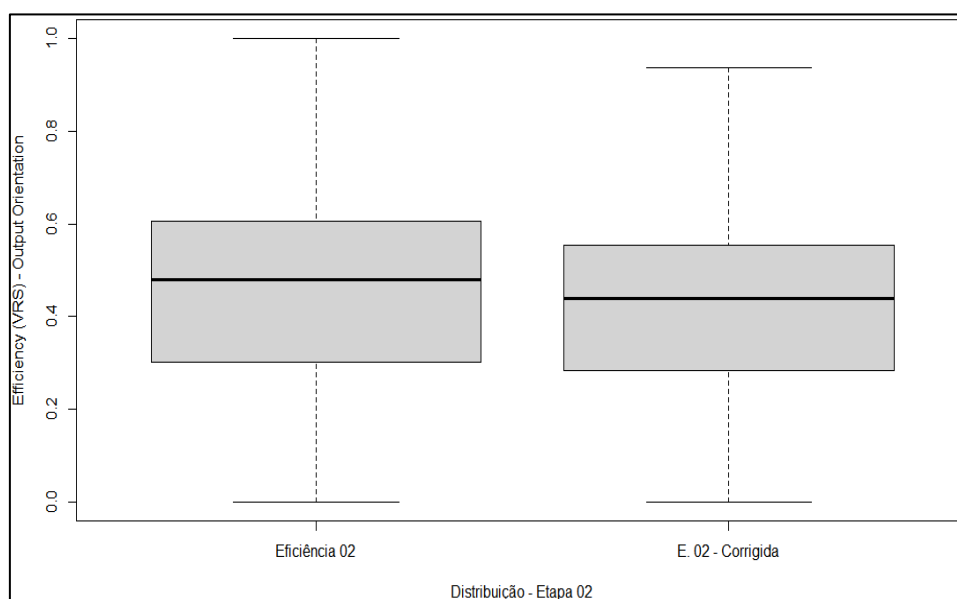
Gráfico 8 – Eficiência BCC Interna corrigida de viés: Etapa 02



Fonte: Elaboração própria.

Nesse caso, é possível notar um aumento do número de programas ineficientes cujos valores estão bem próximos ao 0. Isso demonstra que a dispersão da eficiência não é homogênea entre as DMUs. Da mesma forma, observa-se um aumento do número de programas que estão compreendidos entre 0,8 e 1,0. Tal referência indica que há mais programas eficientes na segunda etapa quando comparada à primeira. A comparação entre as duas etapas (com e sem *bootstrap*) e suas diferenças podem ser identificadas a partir do Gráfico 9.

Gráfico 9 – Distribuição sem correção e com correção de viés: Eficiência Interna

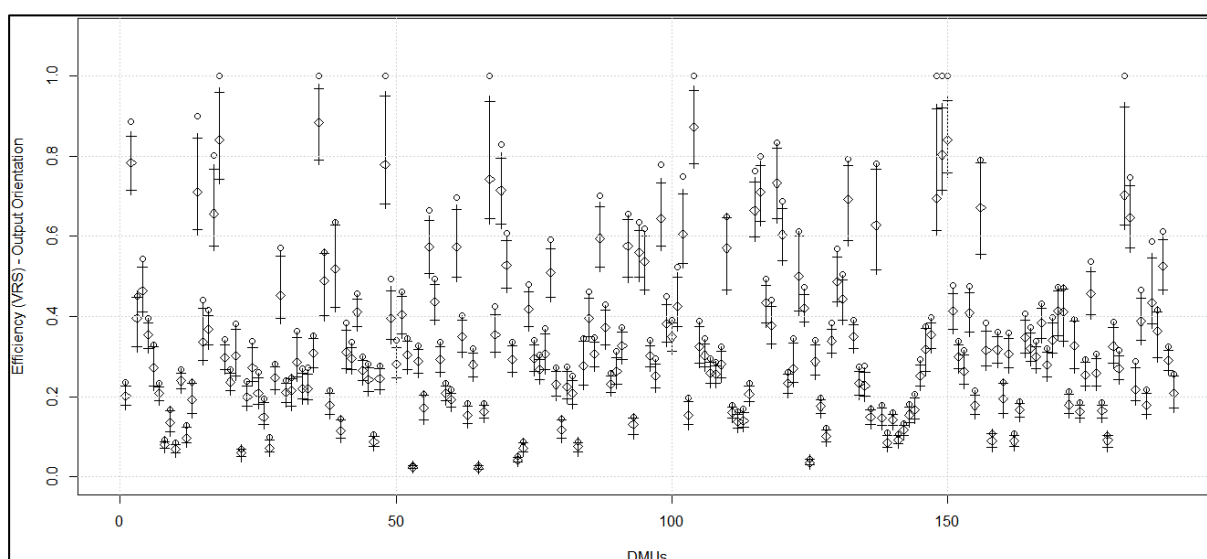


Fonte: Elaboração própria.

Em relação aos resultados médios do NDEA clássico na Etapa 2 e a adoção da técnica de *bootstrap*, é possível observar que houve novamente a redução desse índice. Enquanto a etapa de eficiência interna do DEA determinístico encontrou como média 45,98%, o resultado DEA-*Bootstrap* demonstrou uma redução para 41,13%. Essa é uma evidência a ser considerada.

Como o estudo proposto avalia três etapas distintas para a composição da eficiência, os procedimentos gráficos da Etapa 1 e 2 também foram repetidos para a última. Após o cálculo DEA-*Bootstrap*, os valores da eficiência BCC para a relação entre titulados e publicações apresentaram o comportamento descrito no Gráfico 10:

Gráfico 10 – Eficiência BCC Externa corrigida de viés: Etapa 03



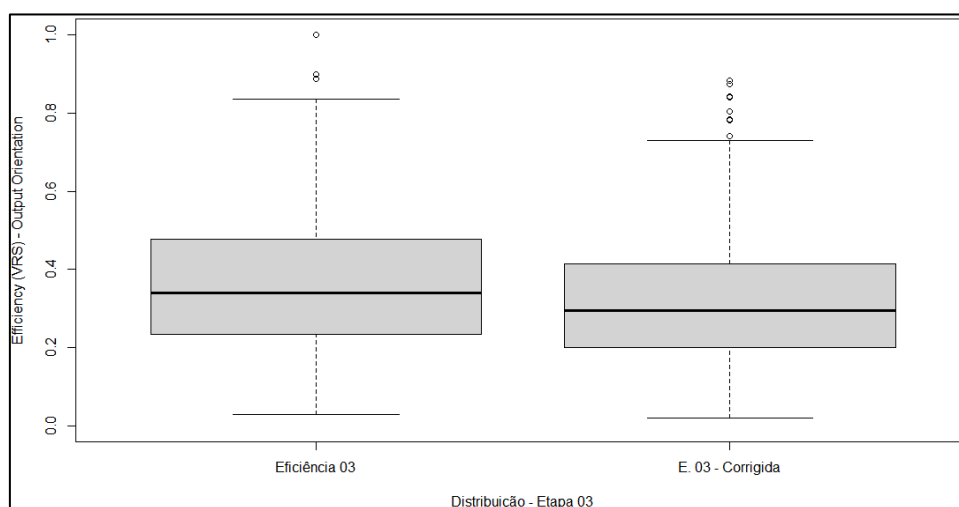
Fonte: Elaboração própria.

A distribuição da eficiência na Etapa 3 (Eficiência Externa) corrigida de viés, observada no Gráfico 10 acima, aponta o valor central de cada um dos índices e os seus respectivos intervalos de confiança. É possível se observar também que houve uma diminuição tanto dos valores mais próximos a zero quanto aos valores próximos a 1,00. Ou seja, é possível afirmar que houve uma redução no número de programas que podem ser considerados como eficientes, assim como os que possuiriam ineficiência máxima (0,00).

Nota-se, ainda, uma tendência de distribuição das DMUs entre 0,2 e 0,4. Tal fato condiz com a ideia da média central calculada para a referida etapa que, assim como no caso da média da eficiência técnica das duas etapas anteriores, demonstrou uma redução do referido valor. Para a última etapa respectivamente, ao comparar os resultados determinísticos e corrigidos, as médias mensuradas foram, respectivamente, 39,10% e 33,05%.

De modo a corroborar o apontamento feito anteriormente, foi realizada no Gráfico 11 a comparação dos índices com e sem a correção do viés para a etapa de Eficiência Externa. Como apontado em cada uma das distribuições demarcadas pela área em cinza, juntamente com as demais informações das médias avaliadas, constata-se que houve um deslocamento das eficiências como anteriormente descrito. Houve, inclusive, alteração do valor da mediana para baixo e redução do desvio-padrão nos índices corrigidos.

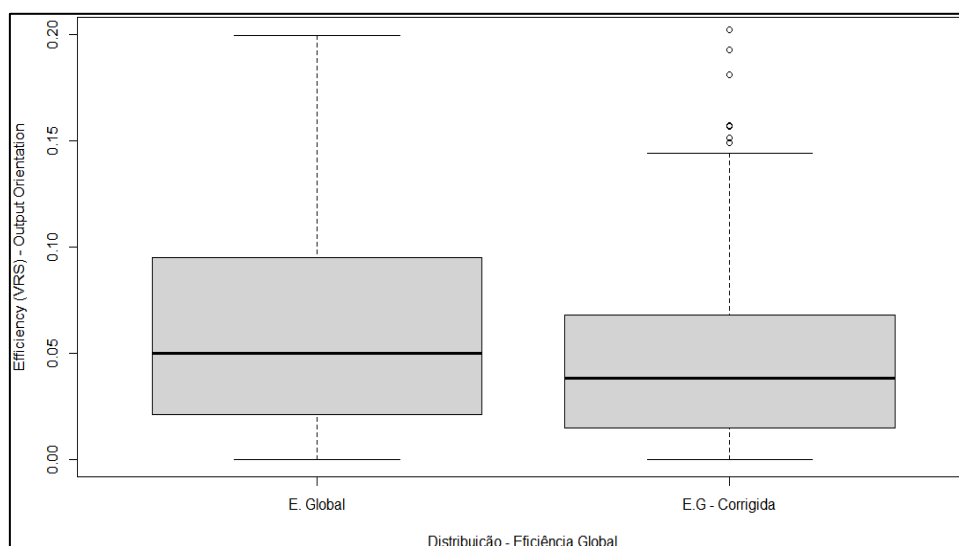
Gráfico 11 – Distribuição sem correção e com correção de viés: Eficiência Externa



Fonte: Elaboração própria.

Em última análise, o Gráfico 12 demonstra a influência do *bootstrap* no resultado da Eficiência Global em comparação à outra anteriormente calculada. Nele, é possível observar que, por conta da multiplicação dos valores de eficiência das três etapas, há uma concentração de programas com valor de eficiência abaixo de 0,1. Ou seja, os índices indicados estão muito mais próximos de zero do que de 1,0. Essa redução é ainda mais visível após a utilização dos valores de eficiência corrigidos.

Gráfico 12 – Distribuição sem e com correção de viés para a Eficiência Global



Fonte: Elaboração própria.

Mesmo havendo essa redução, é válido destacar que, no referido Gráfico 12, os círculos vazios, a partir dos valores 0,15, indicam os programas com as melhores práticas de acordo com o resultado combinado das três etapas. Como exemplo, é possível destacar a DMU 182, cujo resultado global de eficiência foi o valor de 0,436020547 como indicado na Tabela 18.

Os demais valores calculados para a eficiência global BCC (resultantes da multiplicação dos índices corrigidos encontrados nas etapas anteriores) podem ser verificados na Tabela 18, a seguir. Nessa ilustração, estão tabulados os resultados encontrados dos 50 programas com melhor desempenho a partir da técnica NDEA-*Bootstrap*.

Tabela 18 – E. Global das DMUs mais eficientes após cálculo NDEA-*Bootstrap*

DMU	IES	PROGRAMA	EFICIÊNCIA GLOBAL (EGB = E1.1*E2.1*E3.1)
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	0,436020547
87	UFMG	ADMINISTRAÇÃO	0,395076945
119	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	0,355230274
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	0,317366981
85	UFLA	ADMINISTRAÇÃO	0,283645350
17	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,258532120
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,231121307
150	UNINOVE	ADMINISTRAÇÃO	0,229259639
18	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA E GOVERNO	0,225260109

95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,201416484
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,192310821
189	USP/RP	ADMINISTRAÇÃO DE ORGANIZAÇÕES	0,181035867
183	USP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	0,157300717
124	UFV	ADMINISTRAÇÃO	0,155641009
115	UFSC	ADMINISTRAÇÃO	0,151286754
49	PUC/SP	ADMINISTRAÇÃO	0,148582980
116	UFSC	CONTABILIDADE	0,143975050
35	FURB	ADMINISTRAÇÃO	0,137063167
69	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	0,127688400
105	UFRJ	ADMINISTRAÇÃO	0,127063289
33	FUMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,115169616
91	UFPB/J.P.	ADMINISTRAÇÃO	0,114707185
15	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,113943919
177	UPM	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,106789065
130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	0,106396204
51	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,105419083
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	0,105002371
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	0,099614228
164	UNISINOS	ADMINISTRAÇÃO	0,099468302
120	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	0,096166278
99	UFPR	ADMINISTRAÇÃO	0,094881637
50	PUC/SP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS	0,092436049
117	UFSC	ADMINISTRAÇÃO UNIVERSITÁRIA GESTÃO DO DESENVOLVIMENTO LOCAL	0,091602822
176	UPE	SUSTENTÁVEL	0,091473648
16	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,089053138
56	UCS	TURISMO E HOSPITALIDADE	0,088876267
57	UCS	ADMINISTRAÇÃO	0,079623972
38	IBMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,079546095
126	UMESP	ADMINISTRAÇÃO	0,079141112
165	UNISINOS	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,077340964
92	UFPB/J.P.	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,076868589
155	UNIOESTE	GESTÃO E DESENVOLVIMENTO REGIONAL	0,075751063
131	UNB	CONTABILIDADE - UNB - UFPB - UFRN	0,075721506
151	UNINOVE	GESTÃO DE PROJETOS	0,074322096
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	0,074062485
70	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	0,072859806
76	UFES	ADMINISTRAÇÃO	0,069898892
36	FURB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,068964166
65	UEM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,067131427
152	UNINOVE	GESTÃO AMBIENTAL E SUSTENTABILIDADE	0,066307134

Fonte: Elaboração própria.

Observa-se, a partir dos resultados da Tabela 18, uma maior eficiência dos programas com maior duração temporal. Tal fato é justificável, visto que a continuidade de um programa por si só já representa que este cumpriu os critérios mínimos exigidos pela CAPES durante o período avaliado. Da mesma forma, é de fácil dedução que um programa que permaneceu aberto é mais eficiente do que o que teve suas atividades encerradas para o mesmo período.

Já as 50 DMUs consideradas menos eficientes BCC estão listadas na Tabela 19 a seguir:

Tabela 19 – E. Global das DMUs menos eficientes após cálculo NDEA-*Bootstrap*

DMU	IES	PROGRAMA	EFICIÊNCIA GLOBAL (EGB = E1.1*E2.1*E3.1)
67	UFAL	PROFNIT - PROPRIEDADE INTELECTUAL E TRANSF. DE TECNOLOGIA PARA INOVAÇÃO	1,44134E-05
13	FG	INOVAÇÃO E DESENVOLVIMENTO	1,79693E-05
83	UFG	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	2,32499E-05
125	UFVJM	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	2,80786E-05
6	ESPM	COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR	2,90693E-05
123	UFU	GESTÃO ORGANIZACIONAL	2,91566E-05
3	CEFET/MG	ADMINISTRAÇÃO	3,01168E-05
81	UFF	ADMINISTRAÇÃO	3,06636E-05
37	FURG	ADMINISTRAÇÃO	3,51237E-05
146	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO	3,66154E-05
21	FGV/SP	GESTÃO PARA A COMPETITIVIDADE	3,86492E-05
137	UNESP/JAB	ADMINISTRAÇÃO	4,17282E-05
22	FIPECAFI	CONTROLADORIA E FINANÇAS	4,7236E-05
110	UFRN	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	5,04106E-05
104	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	5,39078E-05
9	FDC	GESTÃO CONTEMPORÂNEA DAS ORGANIZAÇÕES TECNOLÓGICAS, GESTÃO E	5,66415E-05
158	UNIOESTE	SUSTENTABILIDADE	5,96284E-05
84	UFJF	ADMINISTRAÇÃO	6,00064E-05
94	UFPB/J.P.	GES. EM ORGANIZAÇÕES APRENDENTES	6,24774E-05
31	FUCAPE-RJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	6,99542E-05
55	UAM	GESTÃO EM ALIMENTOS E BEBIDAS (A&B)	0,000110229
171	UNOCHAPECÓ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ADMINISTRAÇÃO	0,000123348
40	IFS	TURISMO	0,000123463
157	UNIOESTE	ADMINISTRAÇÃO	0,000136183
191	UTFPR	ADMINISTRAÇÃO	0,000148585
179	UPM	ADMINISTRAÇÃO DO DESENVOLVIMENTO DE NEGÓCIOS	0,000148756
160	UNIPAMPA	ADMINISTRAÇÃO	0,000187425

39	IDP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	0,000220326
174	UNP	ADMINISTRAÇÃO	0,000232154
139	UNIEURO	ADMINISTRAÇÃO	0,001184007
53	PUC-RIO	ATUÁRIA	0,001244165
64	UEM	ADMINISTRAÇÃO	0,00136956
170	UNIVALI	ADM. GEST. INTERNACIONALIZAÇÃO E LOGÍSTICA	0,00226465
135	UNB	GESTÃO PÚBLICA	0,003499062
143	UNIFEI	ADMINISTRAÇÃO	0,004698886
93	UFPB/J.P.	GES. PÚBLICA E COOP. INTERNACIONAL	0,007262906
112	UFRPE	CONTROLADORIA	0,007675440
34	FUPF	ADMINISTRAÇÃO	0,008595850
138	UNICENTRO	ADMINISTRAÇÃO	0,010760132
188	USP/ESALQ	ADMINISTRAÇÃO	0,011339896
80	UFF	TURISMO	0,011391760
75	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	0,011451737
114	UFRRJ	GESTÃO E ESTRATÉGIA	0,011718349
46	PUC/PR	GESTÃO DE COOPERATIVAS	0,011835609
187	USP	TURISMO	0,012646742
156	UNIOESTE	CONTABILIDADE DESENVOLVIMENTO TERRITORIAL E SISTEMAS AGROINDUSTRIAIS	0,012773479
98	UFPEL	GEST. DE POLÍTICAS E ORGANIZAÇÕES	0,014183868
144	UNIFESP	PÚBLICAS	0,014329889
32	FUFSE	ADMINISTRAÇÃO	0,015177773
142	UNIFECAP	ADMINISTRAÇÃO	0,015294248

Fonte: Elaboração própria.

Com relação aos dados da Tabela 19, nota-se uma alta representatividade de programas considerados ineficientes e que foram inaugurados nos anos de 2015 e 2016. Ressalta-se que esse não é o único fator para determinar a eficiência de um programa. Encontram-se, na mesma tabela, alguns dos programas descontinuados ao longo do período das três avaliações consideradas neste estudo.

O desempenho da eficiência de cada uma das DMUs juntamente com o cálculo das eficiências parciais, com e sem *bootstrap*, encontram-se apensados ao fim deste estudo para verificação do panorama completo das discussões até aqui realizadas. Ademais, a partir dos resultados obtidos e de acordo com os objetivos desse estudo, a subseção seguinte trata de uma comparação entre os conceitos da CAPES atribuído a cada um dos programas e as eficiências calculadas.

4.4.2 Resultados de eficiência e conceito CAPES

Para verificar a existência de correlação entre os resultados de eficiência global corrigida de viés e a média das notas de conceito CAPES das três avaliações (2007-2009; 2010-2012; 2013-2016), utilizou-se o Teste de Correlação de Spearman. Esse teste mensura a posição dos resultados e indica como correlação um valor entre -1 e 1. Caso o resultado seja igual a zero, há a indicação de inexistência de correlação entre os valores analisados. Quando o módulo do valor é 1,0, nos extremos, tem-se uma correlação perfeitamente crescente (índice igual a 1) ou perfeitamente decrescente para -1.

Após a realização do cálculo, o retorno do teste indicou $\rho = 0,573$. Duas conclusões podem ser apontadas de acordo com o valor do índice calculado. A primeira delas é que existe uma correlação, visto que o valor absoluto é diferente de zero. A segunda é que ela é positiva, ou seja, como esperado os programas com as melhores notas CAPES tendem a possuir, em adição, o melhor desempenho (eficiência).

De forma a complementar o teste anteriormente realizado, a Tabela 20 traz a lista dos programas com maiores notas médias das avaliações realizada pela CAPES para o período de 10 anos.

Tabela 20 – Programas com maiores médias do conceito CAPES entre 2007 e 2016

DMU	IES	PROGRAMA	CONCEITO MÉDIO
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	7,00
17	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	6,67
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	6,00
183	USP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	6,00
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	5,67
87	UFMG	ADMINISTRAÇÃO	5,33
18	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA E GOVERNO	5,33
164	UNISINOS	ADMINISTRAÇÃO	5,33
30	FUCAPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	5,00
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	5,00
47	PUC/RS	ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS	5,00
51	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	5,00
69	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	5,00
105	UFRJ	ADMINISTRAÇÃO	5,00
130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	5,00

150	UNINOVE	ADMINISTRAÇÃO	5,00
168	UNIVALI	TURISMO E HOTELARIA	5,00
177	UPM	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	5,00

Fonte: Elaboração própria.

Os resultados da tabela mostram que, do total dos programas avaliados, apenas dezoito possuem média maior ou igual a 05. Destes, somente um atingiu nota 07 para os três períodos (DMU 182). Em segundo lugar, aparece a DMU 17 com média de 6,67. Já em terceiro, há duas DMUs com média igual a 6,0 (14 e 183).

Uma observação relevante nesse ponto é que metade dos programas com nota média entre 05 e 07 figuram entre os vinte primeiros programas com maior eficiência global (Tabela 18). Esse fato reforça a correlação positiva entre notas e resultados de desempenho. Há, portanto, indícios fundamentados de que existe a referida correlação: notas da CAPES/desempenho eficiente dos Programas

Um dos fatores a justificar o fato da correlação não ser exata entre as variáveis analisadas pode ser a forma de comparação utilizada para se chegar aos resultados. Em outros termos, a CAPES para atribuir o conceito final da avaliação compara os resultados de outras variáveis do que as utilizadas neste estudo, como inserção social. A Coordenação também considera a questão da avaliação dos programas com seus pares nas respectivas subáreas (Administração, Contabilidade, Turismo) e identifica os melhores programas entre eles.

Já no caso do estudo da eficiência aqui aplicado, há uma comparação direta entre todos os programas independente da subárea a qual pertençam. O resultado, então, é uma concentração maior de programas de Administração entre os mais bem conceituados. Ou seja, observa-se um predomínio dos programas dessa subárea em ambas as Tabelas (18 e 20).

Prova das alegações anteriores é que, dentro da mesma comparação entre os resultados da CAPES e os resultados de eficiência deste trabalho, não foi observada a existência de nenhum curso de Turismo que estivesse ao mesmo tempo na Tabela 18 e 20. Em outras palavras, o programa da DMU 168 de melhor desempenho nessa subárea (nota 5) não se encontra entre os 50 mais eficientes da Tabela 18.

Ainda sob o mesmo enfoque, das DMUs relacionadas ao curso de Ciências Contábeis (183 e 30), somente a primeira consta entre as cinquenta com melhor

eficiência global. A outra não está listada nem entre as 50 mais eficientes (Tabela 18) e nem entre as 50 menos eficientes (Tabela 19).

Cabe ressaltar que os resultados apontados na Tabela 18 não formam um ranking de posição de eficiência, visto que, ao ser considerado a margem de erro de viés calculada, esse tipo de classificação não teria uma precisão exata. Apenas se isolou para título de comparação os melhores resultados e os piores encontrados dentro dos valores de eficiência global calculados. Dessa maneira, não é possível atribuir um resultado ordinal aos valores da referida tabela.

De posse do valor da Eficiência Global de cada um dos programas e com a exclusão do viés por meio da adoção do *bootstrap*, a etapa seguinte a ser realizada é descrever como as variáveis não controláveis influenciam os resultados encontrados. Ou seja, a ideia é realizar uma verificação sobre a possibilidade das variáveis exógenas gerarem um aumento ou redução da eficiência calculada. Esse é o tema de discussão da próxima seção.

4.5 FATORES EXÓGENOS

Após as análises realizadas em relação ao cálculo da eficiência por dois métodos DEA distintos (determinístico e *com o auxílio do bootstrap*), o objetivo passa a ser o exame da influência das variáveis exógenas nos índices de eficiência calculados para os programas de pós-graduação. Isso permitirá responder alguns questionamentos como: por que algumas DMUs são mais eficientes do que outras? Quais fatores exógenos determinam a eficiência e em que magnitude e direção? Além disso, é possível verificar se o programa classificado como ineficiente o é realmente ou se, mesmo fazendo todo o possível, existem fatores não controlados, os quais não lhe permitem alcançar os resultados que os outros conseguem.

Nesse caso, é avaliado se fatores como tempo de existência de cada um dos programas, o grau do programa (se composto somente por mestrado; mestrado e doutorado ou somente doutorado); o status jurídico (se público ou privado); a modalidade do programa (acadêmica ou profissional); e a localização geográfica em que o programa está inserido possuem algum efeito sobre os resultados da eficiência global.

Em relação aos PPGs avaliados, estes podem ser tanto acadêmicos quanto profissionais. Vale destacar que, como relatado no referencial teórico deste trabalho, os programas de pós-graduação no Brasil tiveram sua origem com foco na área de pesquisa. Por essa razão, é natural encontrar inicialmente um número maior de programas acadêmicos do que na modalidade profissional. Dentro dessa temática, a amostra da Área 27 possui 113 para o primeiro caso e 78 para o segundo.

Um destaque relevante, nesse caso, é que os programas acadêmicos ou profissionais podem ser encontrados tanto em instituições particulares como instituições públicas. Mesmo assim, alerta-se que há uma prevalência dos programas profissionais vinculados às instituições particulares. Ademais, os PPGs também podem ser somente de mestrado, de mestrado e doutorado, ou somente doutorado. Por isso, a relevância de se considerar esse aspecto na análise dos resultados de eficiência anteriormente encontrados.

Uma das razões para existência de um maior número de programas de mestrado do que nas demais modalidades pode ser o fato de que, embora os programas de doutorado possam existir de forma independente em relação aos de mestrado, a maioria deles são abertos a partir de programas de mestrado já existentes. Dessa forma, abrir um programa de mestrado de forma independente acaba sendo mais viável do que um programa de doutorado isoladamente. Adicionalmente, a manutenção de um programa de doutorado exige um corpo acadêmico mais produtivo. Isso pode explicar a existência de menos programas de doutorado do que os de mestrados, quando comparados.

Quanto à localização e à idade dos programas, espera-se observar uma influência positiva desses critérios nos resultados da eficiência pelos motivos já discutidos ao longo deste estudo. Para isso, a idade foi calculada a partir da criação dos programas até o presente ano (desde que o PPG tenha permanecido em funcionamento). Já para a localização, foram utilizados os valores de latitude e longitude (ambas em graus absolutos).

Deve ser definida ainda a variável dependente cujo resultado é influenciado pelas preditivas consideradas. Nesse caso, foi definida como variável dependente o valor da Eficiência Global livre de viés. Ela foi calculada pela multiplicação do inverso das eficiências orientadas aos *outputs* de cada uma das etapas que compuseram o

cálculo *NDEA-Bootstrap*. Dessa forma, seu valor é um número entre 0 e 1 como indicado na seção anterior.

Para as características qualitativas (grau, status jurídico e modalidade), uma variável *dummy* foi definida a cada uma delas. Isso foi adotado para ser possível demonstrar a influência do respectivo critério sobre a eficiência. A descrição dos critérios de cada uma delas está demonstrado na Tabela 21.

Tabela 21 – Quantidade de DMUs para cada variável e valor atribuído cada fator - categoria

Fator	Modalidade	Total de DMUs	Fator	Status	Total de DMUS	Fator	Grau	Total de DMUs
0	Acadêmico	113	0	Público	104	0	Mestrado	129
1	Profissional	78	1	Privado	87	1	Mest. /Doutorado	60
-	-	-	-	-	-	2	Doutorado	2

Fonte: Elaboração própria.

Na tabela acima, para a realização do cálculo da influência das variáveis ambientais/exógenas, foi utilizado o algoritmo de Simar e Wilson (2007). Também foi aplicada a regressão *tobit* censurada. Teve, ainda, o auxílio da ferramenta *bootstrap* com 2.000 reamostragens.

A Tabela 22 apresenta, por sua vez, os coeficientes β calculados, para o intercepto e para as variáveis exógenas, assim como o limite mínimo e máximo do intervalo de confiança a 95% *tobit* para cada uma delas. Isso permite testar a confiabilidade de que os coeficientes serem diferentes de zero. Com isso, pode-se inferir se exercem alguma influência na explicação dos índices de eficiência estimado.

Em outros termos, os referidos fatores são indicados pelos coeficientes angulares. Eles demonstram em quanto varia a eficiência quando a variável correspondente aumenta uma unidade. Trata-se do valor da capacidade de influência marginal de cada um dos resultados sobre a eficiência total calculada.

Tabela 22 – Resultados das estimativas do modelo aplicado em segundo estágio

	Coeficiente Beta	Limite Inferior a 95%	Limite Superior a 95%	Efeito Marginal Médio
Intercepto	1,002489e+00	1,002462e+00	1,002517e+00	-
Latitude	2,114875e-05	1,325030e-05	2,904721e-05	3,344451e-06
Longitude	-6,393244e-05	-1,159734e-04	-1,189148e-05	-1,011024e-05
Modalidade	2,067593e-05	2,786184e-06	3,856568e-05	3,269679e-06
Status	1,345360e-04	1,156817e-04	1,533904e-04	2,127545e-05
Grau	-3,795573e-05	-5,376144e-05	-2,215001e-05	-6,002295e-06
Idade	1,031443e-05	9,549211e-06	1,107965e-05	1,631117e-06
Desvio do Erro	2,628361e-03	2,618614e-03	2,638109e-03	-

Fonte: Elaboração própria.

A primeira observação a ser realizada é que todos os coeficientes β calculados são diferentes de zero a um nível de significância de 95%. Mesmo assim, eles estão bem próximos a zero. Esse efeito era esperado, tendo em vista que a variável dependente utilizada só possui valores entre zero e um.

A segunda observação é em relação aos índices negativos e positivos apresentados. Constatam-se como influência positiva a latitude, a modalidade, o status jurídico e a idade dos programas. Isso indica que com o crescimento das respectivas variáveis exógenas, há uma tendência de crescimento da eficiência global. Por outro lado, foram encontradas duas variáveis de influência negativa: a longitude e o grau do programa. Para ambas, o crescimento de seus valores implica na tendência de redução da eficiência calculada.

Ao considerar a latitude, a influência positiva dessa variável indica que quanto mais ao Sul, melhor tende a ser o resultado de desempenho indicado para o programa. Isso ocorre, porque o aumento do módulo da latitude em 1 grau aumenta 0,000003334394 na eficiência Global. Por outro lado, a longitude possui indicador inverso, ou seja, quanto maior o aumento dessa variável, em módulo, menor tende a ser o resultado de eficiência. Em outros termos, pelo efeito da média marginal, cada grau aumentado para Oeste diminui a eficiência em 0,00001011024 pontos.

Considerando a distribuição dos programas, conforme Figura 8, é possível observar que a maior parte deles se concentram próximo à faixa litorânea, isto é, mais a Leste. A mesma relação é verificada quando se analisa a proporção de DMUs mais o Norte do país. Além disso, os resultados das seções anteriores identificaram que a maior parte dos programas eficientes estão distribuídos no Centro-Sul brasileiro. Todas essas informações corroboram com as estimativas de segundo estágio da Tabela 22.

Quanto à influência da idade sobre os programas de pós-graduação, o trabalho de Martínez-Campillo e Fernandez-Santos (2020) verificou que o tempo de existência pode impactar positivamente na gestão deles e, por consequência, nas respectivas eficiências. Da mesma forma, os resultados encontrados indicam uma influência positiva dos fatores associados à idade para a análise de desempenho calculada no presente trabalho. Em outros termos, há uma tendência de os programas mais antigos serem mais eficientes em relação aos mais novos. Os efeitos marginais médios da

Tabela 22 expõem que um incremento de um ano dos programas de pós-graduação aumenta o valor predito da eficiência em 0,00001631117 pontos.

O passo seguinte é avaliar a influência da modalidade (programas acadêmicos ou profissionais) na composição da eficiência. O resultado positivo indica, diferentemente do que era esperado, que os programas profissionais tendem a aumentar o índice médio da eficiência em 0,000003269679. Isso mostra que o número maior de programas acadêmicos (Tabela 21) não implica o aumento da eficiência.

O mesmo efeito é observado em relação ao Status Jurídico das DMUs (programas públicos ou privados). Embora haja um número maior de programas públicos, o cálculo realizado sugere que, quando o programa possui natureza jurídica privada, sua eficiência ganha um incremento médio de 0,00002127545.

Em relação ao grau, foi tomada por base os programas que possuem somente mestrado (cuja influência é captada pelo intercepto). Como o sinal do índice marginal médio é negativo, há a indicação que a eficiência dos programas somente de mestrado é maior do que os que possuem mestrado e doutorado, ou somente doutorado. Dessa forma, o impacto negativo médio no índice de eficiência decorrente dessa variável exógena é de 0,000006002295.

Em continuidade ao estudo, a próxima etapa de análise é dada pelo Índice de Malmquist para os três períodos distintos, dois triênios e um quadriênio. O objetivo é realizar duas avaliações distintas e identificar o progresso ou retrocesso dos programas em relação às melhores práticas entre os períodos. Também deve ser verificado como as mudanças tecnológicas e a adoção das boas práticas influenciaram esses resultados.

4.6 AVALIAÇÃO DA PRODUTIVIDADE PELO ÍNDICE DE MALMQUIST

A presente seção pretende discutir os efeitos das mudanças de eficiência e tecnológicas sobre os resultados da produtividade obtidos a partir do cálculo dos índices de Malmquist. Para isso, foram utilizados como insumos: o número de docentes; o número de discentes, e os abandonos e desligamentos (variável indesejada a ser reduzida). Como produtos, foram utilizados: o número de alunos titulados no período da avaliação; o número de participações em livros ou capítulos

de livros; e o total de publicações em periódicos com a consideração dos pesos dados pela avaliação da Qualis/CAPES (conforme Tabela 2 deste trabalho).

A variação do índice de Malmquist foi calculada a partir da eficiência corrigida para cada um dos programas de pós-graduação da etapa anterior. É válido reforçar que a análise aqui empregada considera somente os programas que estavam presentes em pelo menos dois períodos consecutivos da avaliação CAPES. Logo, os programas que não atendiam a esse critério foram excluídos do cálculo.

A composição do Índice de Malmquist (I. MQT) pode ser calculada pela multiplicação entre a Mudança de Eficiência (M.E.) e a Mudança de Tecnologia (M.T.) entre o período inicial e final. Em relação à comparação ao primeiro período, entre 2007-2009 e 2010-2012, observou-se a continuidade de 96 programas. Em 37 destes, houve o aumento do Índice de Malmquist. Para os demais (59), foi observada uma redução.

Os demais resultados para os programas com melhora no índice de Malmquist podem ser verificados na Tabela 23 a seguir:

Tabela 23 – Índice de Malmquist maior que 01 (Períodos entre 2007-2009 e 2010-2012)

DMU	IES	PROGRAMA	I. MQT(1)	M. E.(1)	M. T.(1)
63	UEM/UEL	ADMINISTRAÇÃO	2,3603	0,9773	2,4151
75	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	2,2825	1,5242	1,4974
29	FUCAPE	ADMIN. E CIÊNCIAS CONTÁBEIS	2,1708	1,8420	1,1785
15	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	1,6801	1,9770	0,8498
124	UFV	ADMINISTRAÇÃO	1,6091	1,1423	1,4087
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	1,5185	1,3471	1,1272
10	FEAD	ADMINISTRAÇÃO	1,3569	1,1811	1,1489
20	FGV/SP	GESTÃO INTERNACIONAL	1,3464	2,4873	0,5413
133	UNB	ADMINISTRAÇÃO	1,2436	0,8702	1,4291
176	UPE	GES. DO DESENV. LOCAL SUSTENTÁVEL	1,2351	2,2158	0,5574
8	FBV	GESTÃO EMPRESARIAL	1,2211	1,2260	0,9960
111	UFRPE	ADMIN. E DESENVOLVIMENTO RURAL	1,2082	1,8174	0,6648
106	UFRJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	1,1844	1,9641	0,6030
70	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	1,1794	0,8861	1,3309
52	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	1,1701	1,2084	0,9683
23	FJP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	1,1676	1,2558	0,9298
105	UFRJ	ADMINISTRAÇÃO	1,1675	1,1258	1,0370
114	UFRRJ	GESTÃO E ESTRATÉGIA	1,1636	1,3331	0,8729
38	IBMEC	ADMINISTRAÇÃO	1,1412	1,1617	0,9824
85	UFLA	ADMINISTRAÇÃO	1,1401	1,5291	0,7456
140	UNIFACS	ADMINISTRAÇÃO	1,1273	1,2017	0,9381

59	UDESC	ADMINISTRAÇÃO	1,1103	2,1091	0,5264
121	UFU	ADMINISTRAÇÃO	1,0995	1,2668	0,8679
134	UNB	TURISMO	1,0828	0,8895	1,2173
141	UNIFECAP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	1,0827	1,0663	1,0153
161	UNIR	ADMINISTRAÇÃO	1,0721	1,0465	1,0244
7	FACCAMP	ADM. DAS MICRO E PEQ.EMPRESAS	1,0686	1,9485	0,5484
159	UNIP	ADMINISTRAÇÃO	1,0644	1,1671	0,9120
49	PUC/SP	ADMINISTRAÇÃO	1,0634	1,1654	0,9125
66	UERJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	1,0592	1,6614	0,6375
89	UFMS	ADMINISTRAÇÃO	1,0519	2,8529	0,3687
60	UECE	ADMINISTRAÇÃO	1,0514	1,4447	0,7278
44	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	1,0464	1,1294	0,9266
108	UFRN	TURISMO	1,0455	4,9272	0,2122
136	UNESA	ADM. E DESENV. EMPRESARIAL	1,0328	1,2506	0,8258
69	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	1,0286	1,7312	0,5942
190	USP/RP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	1,0249	1,1667	0,8784

Fonte: Elaboração própria.

Como observado pelos índices da Tabela 23, há momentos em que o aumento da produtividade (I.MQT 1) se deu em função da mudança de eficiência – M.E.(1) (25 programas); outros em que esse aumento se deu exclusivamente pela variação tecnológica – M.T.(1) (4 programas) e para os oito restantes o aumento da produtividade se deu tanto pela melhoria tecnológica quanto da eficiência técnica.

Dos programas com aumento de produtividade, a maior parte está concentrado na Região Sudeste (22), seguida pelas Nordeste (09), Centro-Oeste (03), Sul (02) e Norte (01). Quando a comparação é entre a personalidade jurídica, 23 programas públicos tiveram aumento de produtividade contra 14 privados. Ademais, o programa com maior índice de produtividade indicado anteriormente foi a Pós-Graduação de Mestrado em Administração combinado nas Universidades de Maringá e Londrina (UEM/UEL).

Ainda com foco na primeira avaliação de produtividade, os seguintes PPGs apresentaram redução no Índice de Malmquist (IMQT -1):

Tabela 24 – Índice de Malmquist menores que 01 (Períodos entre 2007-2009 e 2010-2012)

DMU	IES	PROGRAMA	I. MQT(1)	M. E. (1)	M. T.(1)
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,9968	1,2010	0,8300
126	UMESP	ADMINISTRAÇÃO	0,9958	1,0192	0,9770
91	UFPB/J.P.	ADMINISTRAÇÃO	0,9929	1,5162	0,6548
19	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,9907	0,9030	1,0971

76	UFES	ADMINISTRAÇÃO	0,9850	1,1558	0,8522
68	UFAM	CONTABILIDADE E CONTROLADORIA	0,9822	2,7144	0,3619
51	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,9817	1,4191	0,6917
147	UNIGRANRIO	ADMINISTRAÇÃO	0,9575	2,0269	0,4724
57	UCS	ADMINISTRAÇÃO	0,9450	1,4908	0,6339
56	UCS	TURISMO E HOSPITALIDADE	0,9370	1,0167	0,9217
107	UFRN	ADMINISTRAÇÃO	0,9331	1,3953	0,6687
178	UPM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,9252	1,4292	0,6473
74	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	0,9202	1,1662	0,7890
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	0,9174	1,1363	0,8073
87	UFMG	ADMINISTRAÇÃO	0,9142	1,4891	0,6139
18	FGV/SP	ADMIN. PÚBLICA E GOVERNO	0,9083	1,2057	0,7534
119	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	0,9033	1,7989	0,5021
149	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,8846	0,8091	1,0933
168	UNIVALI	TURISMO E HOTELARIA	0,8845	1,2990	0,6809
181	USCS	ADMINISTRAÇÃO	0,8785	0,9632	0,9121
100	UFPR	CONTABILIDADE	0,8766	1,9835	0,4419
17	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,8661	1,4162	0,6115
30	FUCAPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,8587	1,2139	0,7074
47	PUC/RS	ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS	0,8559	1,7724	0,4829
189	USP/RP	ADMINISTRAÇÃO DE ORGANIZAÇÕES	0,8510	1,2097	0,7034
115	UFSC	ADMINISTRAÇÃO	0,8375	1,2751	0,6568
174	UNP	ADMINISTRAÇÃO	0,8271	1,9415	0,4260
54	UAM	HOSPITALIDADE	0,8249	1,1503	0,7171
96	UFPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,8102	1,1422	0,7094
88	UFMG	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	0,8100	1,3823	0,5860
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	0,8009	1,3494	0,5936
165	UNISINOS	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,7994	1,0909	0,7328
50	PUC/SP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS	0,7857	1,3426	0,5852
42	INSPER	ADMINISTRAÇÃO	0,7683	1,3751	0,5587
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	0,7649	1,1649	0,6566
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	0,7493	0,9814	0,7636
145	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,7402	0,5863	1,2624
129	UNAMA	ADMINISTRAÇÃO	0,7370	1,3689	0,5384
95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,7363	0,7386	0,9969
4	EAESP/FGV	GESTÃO E POLÍTICAS PÚBLICAS	0,7291	0,6307	1,1560
33	FUMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,7247	0,9323	0,7773
131	UNB	CONTABILIDADE - UNB - UFPB - UFRN	0,7135	0,9375	0,7611
104	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	0,7033	1,2034	0,5844
99	UFPR	ADMINISTRAÇÃO	0,6976	0,9414	0,7410
177	UPM	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,6912	0,9322	0,7414
43	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	0,6850	0,6876	0,9963
71	UFBA	CONTABILIDADE	0,6849	3,3115	0,2068
169	UNIVALI	ADMINISTRAÇÃO	0,6826	1,5246	0,4477
175	UP	ADMINISTRAÇÃO	0,6801	0,7947	0,8557

35	FURB	ADMINISTRAÇÃO	0,6797	0,9893	0,6871
11	FEI	ADMINISTRAÇÃO	0,6783	1,1351	0,5976
150	UNINOVE	ADMINISTRAÇÃO	0,6756	1,2498	0,5405
167	UNISUL	ADMINISTRAÇÃO	0,6700	0,8106	0,8265
164	UNISINOS	ADMINISTRAÇÃO	0,6680	0,9719	0,6873
130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	0,6368	0,9919	0,6420
116	UFSC	CONTABILIDADE	0,6138	1,3649	0,4497
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	0,6013	1,2828	0,4688
183	USP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	0,5696	0,9397	0,6061
36	FURB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,5022	1,0137	0,4954

Fonte: Elaboração própria.

Dos programas anteriormente destacados, 41 tiveram redução da produtividade mesmo com aumento da eficiência técnica. Outros quatro programas tiveram melhora na tecnologia, mas essa melhora não foi suficiente para superar a perda em eficiência técnica. Destaca-se, ainda, que quatorze tiveram queda na produtividade pela redução de ambos os fatores.

O segundo período de análise compreendeu os programas avaliados no triênio 2010-2012 e 2013-2016. A amostra contou com 120 programas que tiveram continuidade de funcionamento entre os períodos indicados. Desse total, apenas sete tiveram um aumento da produtividade, enquanto a maior parte, 113, apresentaram um decréscimo.

Os resultados para os programas com índice de produtividade (I.MQT-2) maiores do que 1,00 estão dispostos na Tabela 25 a seguir:

Tabela 25 – Índice de Malmquist maior que 1,00 (Períodos entre 2010-2012 e 2013-2016)

DMU	IES	PROGRAMA	I. MQT(2)	M. E. (2)	M. T.(2)
71	UFBA	CONTABILIDADE	1,3688	0,6044	2,2649
29	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO E CIÊNCIAS CONTÁBEIS	1,3518	1,1869	1,1389
61	UECE	GESTÃO DE NEGÓCIOS TURÍSTICOS	1,1527	0,9380	1,2289
104	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	1,1455	1,2972	0,8831
48	PUC/RS	ADMIN. E NEGÓCIOS - PUC-RS - UCS	1,0612	1,0907	0,9730
50	PUC/SP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS	1,0102	1,0540	0,9584
32	FUFSE	ADMINISTRAÇÃO	1,0082	1,6928	0,5956

Fonte: Elaboração própria.

Dos programas acima, três representam a Região Nordeste (FUFSE, UECE e UFBA); dois representam a Região Sudeste (FUCAPE/RJ e PUC/SP) e os outros dois são da Região Sul (PUC/RS e UFRGS). Não houve aumento do índice de

produtividade para nenhum programa da Região Norte ou Centro-Oeste. Além disso, dos sete programas indicados, quatro são públicos e três são privados.

Já os programas que tiveram redução no índice de produtividade (I.MQT - 2) estão listados na Tabela 26.

Tabela 26 – Índice de Malmquist menor que 1,00 (Períodos entre 2010-2012 e 2013-2016)

DMU	IES	PROGRAMA	I. MQT(2)	M. E. (2)	M. T.(2)
49	PUC/SP	ADMINISTRAÇÃO	0,9738	0,7518	1,2953
177	UPM	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,9547	1,0812	0,8830
129	UNAMA	ADMINISTRAÇÃO	0,9495	1,7157	0,5534
168	UNIVALI	TURISMO E HOTELARIA	0,9307	0,8984	1,0360
77	UFES	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,9283	1,1284	0,8226
181	USCS	ADMINISTRAÇÃO	0,9134	1,1287	0,8093
11	FEI	ADMINISTRAÇÃO	0,9067	1,0723	0,8456
88	UFMG	CONTROLAD. E CONTABILIDADE	0,9025	0,6320	1,4279
165	UNISINOS	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,8949	0,8574	1,0437
7	FACCAMP	ADM. MICRO E PEQ. EMPRESAS	0,8810	1,2639	0,6970
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,8744	1,0581	0,8264
43	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	0,8726	0,9204	0,9480
4	EAESP/FGV	GESTÃO E POLÍTICAS PÚBLICAS	0,8696	1,4150	0,6146
145	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,8683	1,2172	0,7134
164	UNISINOS	ADMINISTRAÇÃO	0,8629	1,0774	0,8009
44	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	0,8613	1,0068	0,8555
126	UMESP	ADMINISTRAÇÃO	0,8607	0,8742	0,9846
66	UERJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,8520	0,5299	1,6080
159	UNIP	ADMINISTRAÇÃO	0,8424	1,1376	0,7406
96	UFPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,8398	1,1262	0,7457
152	UNINOVE	GES. AMB. E SUSTENTABILIDADE	0,8337	0,8049	1,0358
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	0,8302	0,7947	1,0446
33	FUMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,8286	1,1650	0,7113
99	UFPR	ADMINISTRAÇÃO	0,8271	1,0333	0,8005
167	UNISUL	ADMINISTRAÇÃO	0,8266	1,4389	0,5745
109	UFRN	GESTÃO PÚBLICA	0,8257	2,1669	0,3810
131	UNB	CONTABIL. - UNB - UFPB - UFRN	0,8244	1,1495	0,7172
169	UNIVALI	ADMINISTRAÇÃO	0,8198	0,9003	0,9107
95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,8191	1,3895	0,5895
133	UNB	ADMINISTRAÇÃO	0,8140	0,8407	0,9682
106	UFRJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,7953	0,6282	1,2660
149	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,7904	0,9244	0,8550
1	ALFA	ADMINISTRAÇÃO	0,7895	0,5586	1,4135
190	USP/RP	CONTR. E CONTABILIDADE	0,7843	0,7933	0,9887
151	UNINOVE	GESTÃO DE PROJETOS	0,7804	1,3657	0,5714
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	0,7802	0,9889	0,7890

178	UPM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,7783	0,8313	0,9362
86	UFLA	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	0,7768	0,8882	0,8747
183	USP	CONTROL. E CONTABILIDADE	0,7759	0,9577	0,8102
176	UPE	GESTÃO DO DES. L. SUSTENTÁVEL	0,7698	1,1511	0,6688
114	UFRRJ	GESTÃO E ESTRATÉGIA	0,7690	0,6627	1,1605
79	UFF	ADMINISTRAÇÃO	0,7641	1,5970	0,4785
74	UFC	ADMIN. E CONTROLADORIA	0,7635	0,7431	1,0275
57	UCS	ADMINISTRAÇÃO	0,7619	1,1565	0,6588
54	UAM	HOSPITALIDADE	0,7578	0,7464	1,0152
56	UCS	TURISMO E HOSPITALIDADE	0,7572	1,1374	0,6657
35	FURB	ADMINISTRAÇÃO	0,7530	0,7372	1,0214
175	UP	ADMINISTRAÇÃO	0,7514	0,8134	0,9237
116	UFSC	CONTABILIDADE	0,7501	0,8434	0,8893
127	UNA	ADMINISTRAÇÃO	0,7498	2,0028	0,3744
5	ESPM	ADMINISTRAÇÃO	0,7364	0,7581	0,9714
107	UFRN	ADMINISTRAÇÃO	0,7294	0,6195	1,1774
142	UNIFECAP	ADMINISTRAÇÃO	0,7289	2,2386	0,3256
17	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,7289	0,8901	0,8189
161	UNIR	ADMINISTRAÇÃO	0,7284	1,0407	0,7000
100	UFPR	CONTABILIDADE	0,7265	0,5883	1,2348
38	IBMEC	ADMINISTRAÇÃO	0,7121	0,6926	1,0280
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	0,7108	0,9015	0,7884
51	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,7082	0,7211	0,9821
36	FURB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,7077	0,9311	0,7600
68	UFAM	CONT. E CONTROLADORIA	0,7009	0,3109	2,2541
97	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	0,7005	1,6875	0,4151
180	URI	GESTÃO. EST. DE ORGANIZAÇÕES	0,7001	12,5006	0,0560
140	UNIFACS	ADMINISTRAÇÃO	0,6944	0,8866	0,7833
62	UEL	ADMINISTRAÇÃO	0,6926	0,8851	0,7825
58	UDESC	ADMINISTRAÇÃO	0,6922	1,4447	0,4791
19	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,6911	1,0632	0,6501
47	PUC/RS	ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS	0,6909	0,7147	0,9667
16	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,6895	1,3119	0,5255
163	UNISC	ADMINISTRAÇÃO	0,6880	1,5045	0,4573
141	UNIFECAP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,6858	0,9176	0,7474
8	FBV	GESTÃO EMPRESARIAL	0,6826	0,8457	0,8072
120	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	0,6808	0,9425	0,7223
136	UNESA	ADM. E DESENV. EMPRESARIAL	0,6801	0,5809	1,1707
60	UECE	ADMINISTRAÇÃO	0,6769	0,6730	1,0058
121	UFU	ADMINISTRAÇÃO	0,6769	1,0515	0,6437
115	UFSC	ADMINISTRAÇÃO	0,6723	0,9175	0,7327
147	UNIGRANRIO	ADMINISTRAÇÃO	0,6711	1,0475	0,6407
78	UFES	GESTÃO PÚBLICA	0,6687	1,9650	0,3403
174	UNP	ADMINISTRAÇÃO	0,6671	0,7139	0,9345
75	UFC	ADMIN. E CONTROLADORIA	0,6658	0,9726	0,6846

130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	0,6608	1,1599	0,5698
70	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	0,6581	0,6002	1,0965
30	FUCAPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	0,6562	0,7906	0,8299
52	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	0,6561	0,7536	0,8707
111	UFRPE	ADM. E DESENVOLVIMENTO RURAL	0,6466	0,7332	0,8820
23	FJP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	0,6423	0,7336	0,8755
166	UNISINOS	GESTÃO E NEGÓCIOS	0,6365	1,3340	0,4772
64	UEM	ADMINISTRAÇÃO	0,6327	0,6230	1,0155
69	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	0,6231	0,8121	0,7673
42	INSPER	ADMINISTRAÇÃO	0,6171	0,6614	0,9331
134	UNB	TURISMO	0,6060	0,7774	0,7795
91	UFPB/J.P.	ADMINISTRAÇÃO	0,6039	0,7611	0,7935
89	UFMS	ADMINISTRAÇÃO	0,6019	0,9253	0,6505
108	UFRN	TURISMO	0,5962	0,7497	0,7953
76	UFES	ADMINISTRAÇÃO	0,5929	0,8296	0,7147
105	UFRJ	ADMINISTRAÇÃO	0,5880	0,7618	0,7718
15	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	0,5782	0,6870	0,8416
189	USP/RP	ADM. DE ORGANIZAÇÕES	0,5748	0,8922	0,6442
59	UDESC	ADMINISTRAÇÃO	0,5739	0,7115	0,8067
85	UFLA	ADMINISTRAÇÃO	0,5679	0,7094	0,8006
18	FGV/SP	ADMIN. PÚBLICA E GOVERNO	0,5672	0,7709	0,7357
20	FGV/SP	GESTÃO INTERNACIONAL	0,5598	1,0682	0,5241
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	0,5456	0,7341	0,7432
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	0,5252	0,7863	0,6679
117	UFSC	ADMINISTRAÇÃO UNIVERSITÁRIA	0,5101	0,7007	0,7280
94	UFPB/J.P.	GES. EM ORG.APRENDENTES	0,4721	1,0668	0,4425
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	0,4581	0,6937	0,6604
150	UNINOVE	ADMINISTRAÇÃO	0,4521	0,7453	0,6065
87	UFMG	ADMINISTRAÇÃO	0,4433	0,7475	0,5930
124	UFV	ADMINISTRAÇÃO	0,4410	0,6771	0,6514
119	UFMS	ADMINISTRAÇÃO	0,3176	0,4891	0,6495
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	0,3061	0,4002	0,7649

Fonte: Elaboração própria.

Ao contrário do esperado, houve uma redução brusca do índice de produtividade entre o primeiro (2010-2012) e o segundo (2013-2016) períodos avaliados. Uma das possibilidades para esse fenômeno pode ter sido o aumento de programas nos dez anos de análise. Isso modificou a fronteira da produtividade dos períodos.

Do total de programas avaliados, 52 apresentaram redução tanto na eficiência técnica (M.E.2) quanto na mudança tecnológica (M.T.2). Além disso, 21 apresentaram

redução só na eficiência técnica. Os quarenta restantes tiveram redução somente com relação a mudanças tecnológicas.

Isso implica dizer que a maior parte dos programas não conseguiu alcançar a fronteira tecnológica, visto que o índice para essa mudança (M.T.2) representou um valor menor que 1,00 para 92 dos 120 programas avaliados. Ou seja, 76,67% tiveram perda tecnológica no período e o aumento de eficiência técnica, nos casos em que ocorreu, não foi suficiente para a compensação da perda de tecnologia.

Como destaque, o programa de Administração e Ciências Contábeis da FUCAPE/RJ foi o único a conseguir um aumento de produtividade nas duas comparações realizadas. Já o programa com melhor desempenho de produtividade no segundo período foi o curso de Contabilidade da UFBA. Esses são casos bastante singulares – os quais podem ser investigados em estudos ulteriores.

Dos 113 programas com decréscimo na produtividade, a maior parte está concentrada na Região Sudeste (58), seguida pelas regiões Sul (27), Nordeste (19), Centro-Oeste (6) e Norte (3). Essa distribuição representa apenas a divisão dos programas de acordo com as Regiões. Nesse caso em específico, não é possível avaliar que há uma influência entre o baixo desempenho e a região geográfica em que o programa está inserido. A mesma análise é válida para a questão de programas públicos ou privados, visto que a divisão de análise foi proporcional inicialmente (60) e houve somente a diferença de uma unidade entre elas, 56 e 57 respectivamente.

A variação do índice de Malmquist para eficiência dos programas quando comparados os períodos 2010-2012 e 2013-2016 trouxe como resultado um total de 121 programas. Destes, 39 tiveram registro de aumento de eficiência, ou seja, o índice apresentou valor maior que 1. Por outro lado, 82 programas apresentaram redução quando comparados ao período anterior.

É válido reforçar que houve um aumento de 25% de unidades avaliadas entre os períodos. Mesmo assim, essa diferença não trouxe um aumento das taxas de produtividade em nenhum de seus aspectos, seja tecnológico ou de eficiência. Isso pode indicar que o aumento de unidades não necessariamente aumenta a produtividade.

Também foi observado que, nas duas análises, houve uma predominância em relação aos melhores índices de produtividade com o aumento da eficiência técnica. Resultado semelhante é descrito por Parteka e Wolszczak-Derlacz (2013) ao avaliar

266 IES de países europeus. A diferença é que, no referido trabalho, constatou-se um aumento da produtividade entre os períodos e isso não foi registrado no presente estudo.

De forma geral, o índice médio geométrico calculado sobre os índices de Malmquist entre 2007-2009 e 2010-2012 resultaram no valor de 0,939058. Isso indica um valor bem próximo de 1. Demonstra-se, assim, que houve uma estabilidade dos programas em relação à fronteira entre os dois períodos.

O mesmo cálculo foi realizado para a média dos índices resultantes da análise entre os períodos 2010-2012 e 2013-2016. Nesse caso, encontrou-se o valor de 0,723683. indica-se, portanto, que houve uma queda da produtividade quando comparado ao índice médio anterior. Logo, é esperado que tenha ocorrido uma diminuição do IMQT para a maioria das DMUs como constatado na análise das tabelas. Esses foram os resultados obtidos pelos dados coletados e tabulados neste trabalho.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente investigação teve como objetivo principal a avaliação do desempenho da amostra de 191 programas de pós-graduação brasileiros nas especialidades de Administração, Administração Pública, Ciências Contábeis e Turismo (programas da Área 27, segundo a avaliação CAPES). Isso foi feito compreendendo o período de duas avaliações trienais e uma avaliação quadrienal (2007-2009; 2010-2012; 2013-2016). Aplicou-se, para tanto, diversos cálculos estatísticos que foram complementares em suas margens de erro e limitação.

Quanto aos programas, o levantamento realizado mostrou que, no primeiro período, havia um total de 102. No segundo período, esse número passou para 122 (aumento 22,00%). Já no terceiro período, o montante cresceu novamente para um total de 183 programas, ou seja, aumento de 50,00%.

Ainda sobre os programas, inicialmente, notou-se um predomínio dos pertencentes à área privada. Só que, ao longo do período analisado, constatou-se um aumento do número de programas públicos. Ao fim do último período analisado, os programas públicos representavam 54,45% do total analisado.

Em relação ao desenvolvimento deste estudo, antes da execução do cálculo da eficiência, foi realizada uma sistemática revisão da literatura, de modo a verificar as principais referências em estudos semelhantes. O intuito com a adoção dessa revisão foi fundamentar a pesquisa realizada. Com isso, foi observado que há um reduzido número de trabalhos que tratam do tema de avaliação da eficiência dos Programas de Pós-Graduação (PPGs) com a aplicação da DEA. Esse número se reduz ainda mais ao serem considerados os programas que utilizam o *bootstrap* para melhoramento dos resultados.

Essa revisão serviu de base, inclusive, para a verificação das principais variáveis utilizadas em análises de desempenho com focos em áreas educacionais, tanto para o caso de entradas quanto de saídas. Dentro dessa revisão, também foi possível observar trabalhos que tratam de descrever todos os tipos de variáveis, inclusive as ambientais, como no caso de Ferro e D'Elia (2020). Logo, os dados aqui trazidos à luz são amparados teoricamente por essa revisão bibliográfica.

Fundamentado em todo o arcabouço descrito, definiu-se que a orientação dos modelos de avaliação para o presente caso deveria considerar o foco em relação aos

outputs, visto este ser o mais adotado e que o ideal dos PPGs é a maximização de seus resultados. Em outras palavras, deve-se considerar o aumento do número de discentes titulados e de publicações em periódicos qualificados, com os recursos já existentes.

Adicionalmente, julgou-se necessário efetuar testes para a identificação de *outliers*, DMUs supereficientes e o modelo ideal para os cálculos. Nesse último ponto, foi possível constatar que o modelo CRS se mostrou ideal para a realização da análise considerando cada um dos períodos de Avaliação da CAPES separadamente (2007-2009; 2010-2012; 2013-2016). Já para a análise em conjunto do período de dez anos para cada um dos programas, o mesmo teste indicou como modelo ideal o VRS.

Seguidamente, valendo-se de técnicas de *bootstrap*, usou-se uma modelagem Network-DEA, em oposição ao DEA clássico, oferecendo a vantagem de decompor a prestação de serviços educacionais em três etapas sequenciais. Com isso, foi possível estimar a eficiência associada a cada um deles e a eficiência global. Esta última é derivada das eficiências parciais multiplicadas, já com a consideração da correção de viés.

Nesse ponto, merece destaque o programa de Administração da USP por ser o único a apresentar eficiência máxima em todas as etapas e, por consequência, na eficiência global calculada. Tal fato indica que esse é o programa que apresenta as melhores práticas e que o fator de mensuração do conceito CAPES também pode ser utilizado como medida indireta de eficiência, visto que o programa em destaque alcançou nota máxima na referida avaliação. Logo, mesmo que não direta e absoluta, compreendeu-se haver uma correlação entre a avaliação da CAPES e o desempenho eficiente do PPG.

Mesmo assim, adverte-se que o maior número de programas verificados como eficientes fazem parte da área de Administração/Gestão. Tal aspecto demonstra que este estudo apresenta apenas uma visão geral dos resultados com a composição de todos os programas da Área 27. Tendo em vista que os programas das áreas de Administração e gestão compõem a maior parte da amostra, há uma tendência para que estes apresentem maior número quando considerados os programas com melhor desempenho. Para a verificação dos melhores programas em cada área sem essa influência, uma possibilidade seria a análise de cada uma das subáreas de forma individualizada.

Ademais, como os escores estimados são também afetados por fatores exógenos não considerados nos cálculos da eficiência, usaram-se os modelos de regressão truncada *tobit* com *bootstrap* para investigar de que forma essas variáveis ambientais influenciavam os escores. Como resultado da análise das variáveis não-discriminatórias, observou-se que parte delas desempenharam efeitos positivos sobre a eficiência (localização, modalidade, status jurídico e a idade dos programas). Já o grau do programa (somente mestrado ou mestrado e doutorado) não apresentou influência positiva para a eficiência global.

O último procedimento adotado para avaliação dos programas foi a utilização do Índice de Produtividade de Malmquist para estimar a dinâmica do desempenho no tempo. Dessa forma, preenche-se uma lacuna importante no que diz respeito à avaliação dos programas de pós-graduação do Brasil. Isso decorre, porque traz dados que, por ora, não são totalmente esclarecidos pelas avaliações externas da CAPES.

Vale reforçar que o trabalho desenvolvido não pretende desconstruir ou questionar o modelo da avaliação utilizado atualmente pela CAPES, mas propor uma visão de eficiência que não pode ser diretamente observada a partir da avaliação da Coordenação. A CAPES utiliza outros critérios para atribuir notas aos programas (como internacionalização e responsabilidade social) o que transforma a nota empregada em uma avaliação mais subjetiva do que a realizada neste estudo. Assim, é possível afirmar que a combinação de ambos são complementares e não excludentes.

Outra conclusão é que a mudança nas combinações das variáveis pode implicar a mudança de modelo. Essa observação foi notada a partir do teste de modelo realizado. Nesse caso, quando avaliadas as variáveis para a composição das etapas da NDEA, o resultado indicou o modelo VRS. O mesmo teste efetuado para os períodos de avaliação da CAPES encontrou a adoção do modelo CRS para o cálculo do índice de Malmquist.

Em relação ao resultado de mensuração da produtividade, foi observado um índice médio geométrico de 0,939058 calculado para a primeira análise (2007-2009 a 2010-2012) e de 0,723683 para a segunda análise (2010-2012 a 2013-2016). Como demonstrado no cálculo, observou-se a ocorrência de um decréscimo da produtividade entre os períodos, mesmo tendo havido um aumento dos programas entre os períodos avaliados. Estudos podem ser realizados para aprofundamento do

resultado ocorrido, inclusive com a busca de fatores socioeconômicos que podem ter influenciado a variação negativa da produtividade ocorrida.

Como relatado ao longo deste trabalho, uma das diferenças relevantes para a comparação realizada é que somente uma das avaliações considerou um período de quatro anos, enquanto as outras duas possuíam um período de apenas três anos cada. Isso demonstra uma heterogeneidade na comparação entre os períodos. Só que isso não afetou os resultados de eficiência, trazendo diferença significativa por essa causa. Não houve essa divergência, porque houve a adoção da mensuração dos dez anos em conjunto para cálculo da eficiência e não de cada uma das avaliações em separado.

Ainda em relação aos índices de produtividade calculados, o estudo realizado mostrou que houve uma redução entre a primeira e a segunda análise entre os períodos. A observação anteriormente apontada pode se apresentar como um indício da redução da eficiência dos programas ao longo do tempo, ou apenas uma redução momentânea. Outros estudos com essa perspectiva podem ser desenvolvidos, com um número maior de períodos, de modo a verificar se o movimento da variação da produtividade é convergente ou divergente.

Destaca-se, também, que diversos programas não puderam ter sua produtividade comparada, visto que foram criados no período da última avaliação (2013-2016). Assim, outra sugestão para estudos futuros é a realização da avaliação da eficiência e da produtividade com a inclusão dos dados da avaliação mais recente disponível. Nesse sentido, este estudo pode servir como um panorama para as pesquisas ulteriores.

De forma geral, pode-se inferir que a execução de referido estudo traz a possibilidade de comparação com os resultados deste trabalho e a análise de um número maior de programas, sobretudo em futuras investigações. Assim, os novos programas criados, bem como os que forem descontinuados e as notas mais recentes de cada uma das DMUs aqui estudadas são dados a serem aprofundados. O que se fez, aqui, traz um marco teórico-metodológico para se ampliar os estudos sobre a eficiência dos PPGs no contexto nacional e internacional.

REFERÊNCIAS

- AGASISTI, T. *et al.* Efficiency of regional higher education systems and regional economic short-run growth: empirical evidence from Russia. **Industry and Innovation**, v. 28, n. 4, p. 507–534, 2021.
- ALMEIDA JUNIOR, A. *et al.* Parecer CFE nº 977/65, aprovado em 3 dez. 1965. **Revista Brasileira de Educação**, Rio de Janeiro, n. 30, p. 162-173, dez., 2005.
- ALMEIDA, A. T. C. DE *et al.* Análise da eficiência dos departamentos de economia de instituições de ensino superior do Brasil. **Economia Aplicada**, v. 22, n. 1, p. 109-140, 2018.
- ALVES, M. F.; FERREIRA, J.; OLIVEIRA D. E., Pós-Graduação no Brasil: do Regime Militar aos dias atuais. **Revista Brasileira de Política e Administração da Educação**, v. 30, n. 2, p. 351-376, fev. 2015.
- ANDERSSON, C. *et al.* Technical efficiency and productivity for higher education institutions in Sweden. **Scandinavian Journal of Educational Research**, v. 61, n. 2, p. 205–223, 2017.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W.W. Some models for estimating technical and scale efficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BARRA, C.; ZOTTI, R. Measuring Efficiency in Higher Education: An Empirical Study Using a Bootstrapped Data Envelopment Analysis. **International Advances in Economic Research**, v. 22, n. 1, p. 11-33, fev., 2016.
- BECKER, G. S. **Human capital**: a theoretical and empirical analysis, with special reference to education. New York: Columbia University Press, 1964.
- BELLONI, J. A. **Uma metodologia de avaliação da eficiência produtiva de universidades federais brasileiras**. 2000. 244 f. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2000.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmarking with DEA, SFA, and R**. Nova Iorque: Springer-Verlag, 2011.
- BRASIL. Ministério da Educação. Conselho Federal de Educação. **Parecer nº 977/65**. Definição dos cursos de pós-graduação. Brasília, DF. 1965. Disponível em: <https://www.gov.br/capes/pt-br/centrais-de-conteudo/parecer-cesu-977-1965-pdf> Acesso em: 27fev. 2023.
- BRASIL. **Lei nº 9.394 de 20 de dezembro de 1996**. Estabelece as diretrizes e bases da educação nacional. 1996. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/19394.htm. Acesso em: 27 fev. 2023.

BRASIL. Ministério da Educação. **Portaria nº 1418, de 23 de dezembro de 1998**. Dispõe sobre os conceitos obtidos na avaliação de programas de pós-graduação Stricto Sensu procedida pela CAPES e dá outras providências. Brasília. 1998.

BRASIL. Ministério da Educação. **Resolução CNE/CES nº01, de 03 de abril de 2001**. Estabelece normas para o funcionamento de cursos de pós-graduação. Brasília, DF. 2001.

BRASIL. Ministério da Educação. **Resolução CNE/CES nº24, de 18 de dezembro de 2002**. Altera a redação do parágrafo 4º do artigo 1º e o artigo 2º, da Resolução CNE/CES 1/2001, que estabelece normas para o funcionamento de cursos de pós-graduação. Brasília, DF. 2002.

BRASIL. Ministério da Educação. Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior. CAPES. **Plano Nacional de Pós-Graduação (PNPG) 2011-2020**. Brasília: CAPES, 2010.

BRASIL. **Constituição**. Constituição [da] República Federativa do Brasil de 1988. Brasília, DF: Senado Federal. In: Presidência da República Federativa do Brasil. 2020. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm Acesso em: 27 fev. 2023.

BRASIL. Ministério da Educação. Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior. **Missão e Valores da Fundação**. Brasília, DF: CAPES, 2021a. Disponível em: <https://www.gov.br/capes/pt-br/aceso-a-informacao/institucional/historia-e-missao>. Acesso em: 27 fev. 2023.

BRASIL. Ministério da Educação. Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior. CAPES. **Sobre a Avaliação**: Conceitos, processos e normas. 2021b. Disponível em: <https://www.gov.br/capes/pt-br/aceso-a-informacao/acoes-e-programas/avaliacao/sobre-a-avaliacao/avaliacao-o-que-e/sobre-a-avaliacao-conceitos-processos-e-normas> . Acesso em: 27 fev. 2023.

BRASIL. Ministério da Educação. Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior. CAPES. **Portaria Nº 122, de 5 de agosto de 2021**. Consolida os parâmetros e os procedimentos gerais da Avaliação Quadrienal de Permanência da pós-graduação stricto sensu no Brasil. Brasília, 2021c.

BRZEZICKI, Ł. The Efficiency of Public and Private Higher Education Institutions in Poland. **Gospodarka Narodowa**, v. 304, n. 4, p. 33–51, 2020.

COORDENAÇÃO DE APERFEIÇOAMENTO DE PESSOAL DE NÍVEL SUPERIOR - CAPES. **Relatório Quadrienal (2013-2016)**. Brasília: CAPES, 2017.

COORDENAÇÃO DE APERFEIÇOAMENTO DE PESSOAL DE NÍVEL SUPERIOR - CAPES. **GEOCAPES, dados Estatísticos**. 2019. Disponível em: <https://geocapes.capes.gov.br/geocapes/>. Acesso em: 27 fev. 2023.

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

CAVES, D. W.; CHRISTENSEN, L. R.; DIEWERT, W. E. The economic theory of index numbers and the measurement of input, output and productivity. **Econometrica**, v. 50, n.6, p. 1393-1414, 1982.

CIVERA, A. *et al.* Higher education policy: Why hope for quality when rewarding quantity? **Research Policy**, v. 49, n. 8, out. 2020.

COELLI, T.; RAO, D.S.; BATTESE, G.E. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis**. Nova Iorque: Kluwer Academic Publishers, 1998.

COELLI, T. J. *et al.* **An introduction to efficiency and productivity analysis**. 2 ed. Nova Iorque: Springer Science & Business Media, 2005.

COOPER, W.W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Data Envelopment Analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software**. 2 ed. Nova Iorque: Springer, 2007.

COSTA, E. M. *et al.* Eficiência e desempenho no ensino superior: Uma análise da fronteira de produção educacional das ifes brasileiras. **Revista de Economia Contemporânea**, v. 16, n. 3, p. 415-440, 2012.

DEBREU, G. The Coefficient of Resource Utilization. **Econometrica**, v. 19, n. 3, p. 273-292, jul.1951.

DELGADO, V. M. S.; MACHADO, A. F. Eficiência das escolas públicas estaduais de minas gerais. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 37, p. 427-464, 2007.

EFRON, B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife. **Ann. Statistics**, p. 1–26, 1979.

EMROUZNEJAD, A.; YANG, G. LIANG. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978–2016. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 61, p. 4-8, mar. 2018.

ENTANI, T.; MAEDA, Y.; TANAKA, H. Dual models of interval DEA and its extensions to interval data. **European Journal of Operational Research**, v. 136, p. 32-45, 2002.

FAÇANHA, L.; MARINHO. Instituições federais de ensino superior: modelos de financiamento o incentivo à eficiência. **Revista Brasileira de Economia**, v. 53, n. 3, p. 357-386, 1999.

FAÇANHA, L.; MARINHO, A. Instituições de ensino superior governamentais e particulares: avaliação comparativa da eficiência. **Revista de Administração Pública**, v. 35, n. 6, p. 83-105, 2001.

FALQUETTO, A. M. *et al.* Avaliação da eficiência dos programas de economia no país contemplados com o Proex e o Proap. **RACE - Revista de Administração, Contabilidade e Economia**, v. 17, n. 1, p. 333–364, 2018.

FÄRE, R., GROSSKOPF, S. Theory and Application of Directional Distance Functions. **Journal of Productivity Analysis**, v. 13, p. 93-103, 2000.

FARRELL, M. J. The Measurement of Productive Efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.

FERRO G., D'ELIA V. Higher Education Efficiency Frontier Analysis: A Review of Variables to Consider. **Journal on Efficiency and Responsibility in Education and Science**, v. 13, n. 3, p. 140-153. 2020.

FRIIO, G. S. *et al.* Eficiência Na Educação: Uma Análise Por Escola No Rio Grande Do Sul Utilizando O Método DEA Em Dois Estágios . **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, v. 12, n. 1, p. 74–89, 2018.

GATTI, B. *et al.* O modelo de avaliação da CAPES. **Revista Brasileira de Educação**, n. 22, p. 137-144, jan./abr. 2003.

GIMÉNEZ, V.; PRIOR, D.; THIEME, C. Technical efficiency, managerial efficiency and objective-setting in the educational system: An international comparison. **Journal of the Operational Research Society**, v. 58, n. 8, p. 996-1007, 2007.

GOMES JÚNIOR, S. F. *et al.* Utilização de modelo Network DEA na avaliação de cursos de pós-graduação stricto sensu em engenharia. *In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA DA MARINHA, XVII, 2014, Anais [...]*, ago. 2014. p. 99–111.

GUCCIO, C.; MARTORANA, M. F.; MONACO, L. Evaluating the impact of the Bologna Process on the efficiency convergence of Italian universities: a non-parametric frontier approach. **Journal of Productivity Analysis**, v. 45, n. 3, p. 275-298, jun. 2016.

HAMMES Jr., D. D.; FLACH, L.; MATTOS, L. K. de. The efficiency of public expenditure on Higher Education: a study with Brazilian Federal Universities. **Ensaio: avaliação de políticas públicas educacionais**, Rio de Janeiro, v. 28, n. 109, p. 1076-1097, dez. 2020.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA - IBGE. **Censo Brasileiro de 2010**. Rio de Janeiro: IBGE, 2012.

IGARASHI, D. C. C. *et al.* A qualidade do ensino sob o viés da avaliação de um programa de pós-graduação em contabilidade: proposta de estruturação de um modelo híbrido. **Revista de Administração**, v. 43, n. 2, p. 117-137, 2008.

JOHNES, J. Measuring efficiency: A comparison of multilevel modelling and data envelopment analysis in the context of higher education. **Bulletin of Economic Research**, v. 58, n. 2, p. 75–104, abr. 2006.

KOOPMANS, T. Analysis of Production as an Efficient Combination of Activities. *In: ACTIVITY ANALYSIS OF PRODUCTION AND ALLOCATION*, Koopmans, Tjalins, 1951, **Proceedings of a Conference**, 1951, p. 33-97.

LEE, B. L. Efficiency of Research Performance of Australian Universities: A Reappraisal using a Bootstrap Truncated Regression Approach. **Economic Analysis & Policy**, v. 41, n. 3, p. 195-203, dez., 2011

LEHMANN, E. E. *et al.* Approaching effects of the economic crisis on university efficiency: a comparative study of Germany and Italy. **Eurasian Business Review**, v. 8, n. 1, p. 37–54, mar., 2018.

LINS, M. E. *et al.* The use of Data Envelopment Analysis (DEA) for Brazilian teaching hospitals' evaluation. **Ciência e Saúde Coletiva**, v. 12, n. 4, p. 985-998, 2007.

LEWIS, H. F.; SEXTON, T. R. Network DEA: efficiency analysis of organizations with complex internal structure. **Computers & Operations Research**, Amsterdam, v. 31, n. 9, p. 365-410, 2004.

LIU, J. S. *et al.* A survey of DEA applications. **Omega**, v. 41, p. 893-902, 2013.

LOVELL, C. A. K. Production Frontiers and Productive Efficiency. **Measurement of Productive Efficiency: Techniques and Applications**, v. Vi, n. Abril, p. 3–67, 1993.

MALMQUIST, S. Index numbers and indifference surfaces. **Trabajos de Estadística**, v. 4, p. 209-242, 1953.

MARINHO, A.; RESENDE, M.; FAÇANHA, L. Brazilian federal universities: relative efficiency evaluation and data envelopment analysis. **Revista Brasileira de Economia**, v. 51, n. 4, p. 489-508, 1997.

MARIZ F. B.; ALMEIDA, M. R.; ALOISE D. A review of dynamic data envelopment analysis: state of the art and applications. **International Transactions in Operational Research**, v. 25, n. 2, p. 469-505, 2018.

MARQUES, R.; SILVA, D. Inferência estatística dos estimadores de eficiência obtidos com a técnica fronteira não paramétrica de DEA: Uma metodologia de Bootstrap. **Investigação Operacional**, v. 26, n. 1, p. 89–110, 2006.

MARTÍNEZ-CAMPILLO, A.; FERNÁNDEZ-SANTOS, Y. The impact of the economic crisis on the (in)efficiency of public Higher Education institutions in Southern Europe: The case of Spanish universities. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 71, p. 1–10. 1 set. 2020.

MAS-COLELL, A.; WHISTON, M. D.; GREEN J. R. **Microeconomic Theory**. Nova Iorque: Oxford University Press. 1995.

MATTOS, E.; TERRA, R. Conceitos sobre eficiência. *In*: BOUERI, R.; ROCHA, F.; RODOPOULOS, F. (org.). **Avaliação da qualidade do gasto público e mensuração da eficiência**. Brasília: Secretaria do Tesouro Nacional, 2015, p. 211-233.

MARIANO, E. B. Conceitos Básicos de Análise de Eficiência produtiva. *In*: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DA PRODUÇÃO, XIV, Bauru, **Anais [...]**, 2005, p. 1–12.

MEZA, A. L.; NETO, L. B.; MELLO, J. C. C. S.; e GOMES, E. G. Curso de análise de envoltória de dados. *In*: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL, XXXVII, **Anais [...]**, 2005, p. 2520-2547.

MOREIRA, N. P. *et al.* Fatores determinantes da eficiência dos programas de pós-graduação acadêmicos em Administração, Contabilidade e Turismo. **Avaliação: Revista da Avaliação da Educação Superior**, Campinas, v. 16, n. 1, p. 201-230, 2011.

MOREIRA, N. P. *et al.* Análise da eficiência relativa dos programas de pós-graduação acadêmicos em Administração, Contabilidade e Turismo. **Revista do Serviço Público**, v. 60, n. 4, p. 365-381. 2014.

MORITZ, G. D. O. *et al.* A Pós-Graduação brasileira: evolução e principais desafios no ambiente de cenários prospectivos. **Future Studies Research Journal: Trends and Strategies**, v. 5, n. 2, p. 3–34, 2013.

NAVARRO-CHÁVEZ, J. C. L.; GÓMEZ MONGE, R.; TORRES HERNÁNDEZ, Z. Universities in Mexico: a measure of its efficiency through data envelopment analysis with bootstrap. **Acta Universitaria**, v. 26, n. 6, p. 60–69, 2017.

PARTEKA, A.; WOLSZCZAK-DERLACZ, J. Dynamics of productivity in higher education: Cross-european evidence based on bootstrapped Malmquist indices. **Journal of Productivity Analysis**, v. 40, n. 1, p. 67-82, ago. 2013.

ROSANO-PEÑA, C. Um Modelo de Avaliação da Eficiência da Administração Pública através do Método Análise Envoltória de Dados (DEA). **Revista de Administração Contemporânea**, v. 12, n. 1, p. 83-106. 2008.

ROSANO-PEÑA, C.; ALBUQUERQUE, P. H. M.; DAHER, C. E. Dinâmica da produtividade e eficiência dos gastos na educação dos municípios goianos. **RAC – Revista de Administração Contemporânea**, v. 16, p. 845-865, 2012.

ROSANO-PEÑA, C.; ALBUQUERQUE, P. H. M.; CARVALHO, J. M. A eficiência dos gastos públicos em educação: evidências georreferenciadas nos municípios goianos. **Economia Aplicada**, v. 16, n. 3, p. 421-443, 2012.

ROSANO-PEÑA C.; GOMES, E. B. P. **Eficiência e produtividade no setor público**: conceitos e medidas. Gestão Judiciária: conteúdos e disciplina. Brasília: Editora IABS. 2018.

SANTOS, C. M. DOS. Tradições e contradições da pós-graduação no Brasil. **Educação & Sociedade**, Campinas, v. 24, n. 83, p. 627-641, 2003.

SAVOIE, A.; MORIN, E. L'erreur managériale: confondre les causes, les problèmes et les solutions en matière d'efficacité organisationnelle. **Gestion**, v. 26, n. 1, p. 10-11, 2001.

SCHETTINI, B. P. **Eficiência técnica dos municípios brasileiros na educação pública**: Escores robustos e fatores determinantes. Brasília: IPEA - Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada, 2014.

SCHULTZ, T. W. **O valor econômico da educação**. Rio de Janeiro: Zahar Editores, 1964.

SHARPE, A. Productivity, Concepts and Trends. **The Review of Economic Performance and social Progress**. Institute for Research on Public Policy, v. 2. p. 32-56, 2002.

SHEPHARD, R. W. **Theory of Cost and Production Function**. Princeton: Princeton University Press, 1970.

SIMAR, L. Estimating Efficiencies from Frontier Models with Panel Data: A Comparison of Parametric, Non-parametric and Semiparametric Methods with Bootstrapping, **Journal of Productivity Analysis**, v.3, p. 167-203, 1992.

SIMAR L. Detecting *outliers* in frontier models: A simple approach. **Journal of Productivity Analysis**, v. 20, n. 3, p. 391-424, 2003.

SIMAR, L. WILSON, P. W. Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models”, **Management Science**, v. 44, p. 49-61, 1998.

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. Non-parametric tests of returns to scale. **European Journal of Operational Research**, v. 139, n. 1, p.115-132. 2002.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. **Journal of Econometrics**, v. 136, n. 1, p. 31–64, jan. 2007.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Statistical Approaches for Non-parametric Frontier Models: A Guided Tour. **International Statistical Review**, 83(1), p. 77–110.2015.

SILVA, A. L. Avaliação da CAPES. Revista do colégio brasileiro de cirurgiões. v.26, n. 4, p. 6-7. 1999.

SILVA, J. S.; CORRÊA, C. R.; GOMES, A. P. Determinantes da eficiência dos Programas de Pós-Graduação em Economia do Brasil. **Reflexões Econômicas**, v. 2, n. 2, p. 55-75, 2017.

SOUSA, M. DA C. S. DE; SOUZA, J. C. F. Escores robustos de eficiência e seus determinantes: o caso das agências do Banco do Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 44, n. 1, p. 34 -69, 2014.

SPAGNOLO, F.; SOUZA, V. C. O que mudar na avaliação da Capes? **Revista Brasileira de Pós-Graduação**, v. 1, n. 2, p. 8-34, 2004.

STOŠIĆ, B D.; DE SOUSA, M. C. S. Jackstrapping DEA scores for robust efficiency measurement. *In*: ENCONTRO BRASILEIRO DE ECONOMETRIA, SBE, XXV, 2003, **Anais** [...], p. 1525–1540, 2003.

TUPY, O.; YAMAGUCHI, L C. T. Eficiência e produtividade: conceitos e medição. **Agricultura em São Paulo**, São Paulo, v. 45, n. 2, p. 39-51. 1998.

VASCONCELOS, M. E. S. S.; HORA, H. R. M. DA; ERTHAL JÚNIOR, M. Produção científica dos programas de pós-graduação: Avaliação da eficiência da Área Engenharias III. **Revista Produção e Desenvolvimento**, v. 2, n. 2, p. 11-25, 2016.

VEIDERPASS, A.; MCKELVEY, M. Evaluating the performance of higher education institutions in Europe: a nonparametric efficiency analysis of 944 institutions. **Applied Economics**, v. 48, n. 16, p. 1504-1514, 2 abr. 2016.

VICENTE, J. R. Mudança tecnológica, eficiência e produtividade total dos fatores na agricultura brasileira, 1970-1995. **Economia aplicada**, v.8, n.4, p. 729-760, 2004

WALTER, S. A. *et al.* Oportunidades de melhoria nos programas de mestrado acadêmico em contabilidade a partir da avaliação da CAPES: uma análise longitudinal. **Avaliação**, Campinas, v.18, n. 3, p. 567-589. 2013.

WILSON, P. W. Detecting *outliers* in deterministic nonparametric frontier models with multiple outputs. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 11, p. 319-323, 1993.

WILSON, P. W. FEAR 1.0: A Software Package for Frontier Efficiency Analysis with R. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 42, p. 247-254, 2008.

WOLSZCZAK-DERLACZ, J. An evaluation and explanation of (in)efficiency in higher education institutions in Europe and the U.S. with the application of two-stage semi-parametric DEA. **Research Policy**, v. 46, n. 9, p. 1595-1605, 2017.

YAMADA, Y.; MATUI, T.; SUGIYAMA, M. New analysis of efficiency based on DEA. **Journal of the Operations Research Society of Japan**, v. 37, n. 2, p. 158-167, 1994.

**APÊNDICE A – DMUS, PROGRAMAS E
VARIÁVEIS NÃO-DISCRICIONÁRIAS UTILIZADAS**

DMU	IES	PROGRAMA	x1	x2	x3	x4	x5	x6
1	ALFA	ADMINISTRAÇÃO	228	72	12	63	67	514,7
2	ANDIFES	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA EM REDE NACIONAL	858	463	27	100	257	2986,1
3	CEFET/MG	ADMINISTRAÇÃO	18	30	3	0,01	5	323,1
4	EAESP/FGV	GESTÃO E POLÍTICAS PÚBLICAS	486	158	29	158	224	1203,5
5	ESPM	ADMINISTRAÇÃO	255	85	8	68	68	1462
6	ESPM	COMPORTAMENTO DO CONSUMIDOR	49	20	2	0,01	12	236,6
7	FACCAMP	ADMIN. DAS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS	403	84	38	128	62	1067,7
8	FBV	GESTÃO EMPRESARIAL	518	107	58	228	35	504,1
9	FDC	GESTÃO CONTEMPORÂNEA DAS ORGANIZAÇÕES	30	15	0,01	0,01	7	120,4
10	FEAD	ADMINISTRAÇÃO	440	143	38	343	48	239,1
11	FEI	ADMINISTRAÇÃO	719	130	82	128	66	1287,2
12	FFIA	GESTÃO DE NEGÓCIOS	122	45	0,01	29	36	136
13	FG	INOVAÇÃO E DESENVOLVIMENTO	69	25	2	0,01	13	65,1
14	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	1000	296	48	434	527	5492,7
15	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	736	239	48	573	296	2930,4
16	FGV/RJ	ADMINISTRAÇÃO	325	114	13	144	151	1267,7
17	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	1651	411	76	452	331	6995,5
18	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA E GOVERNO	861	194	26	211	459	2986,6
19	FGV/SP	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	709	283	67	252	130	2142,2
20	FGV/SP	GESTÃO INTERNACIONAL	392	181	9	166	84	1364,4
21	FGV/SP	GESTÃO PARA A COMPETITIVIDADE	112	34	0,01	0,01	21	178,1
22	FIPECAFI	CONTROLADORIA E FINANÇAS	35	9	0,01	0,01	1	50
23	FJP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	487	141	36	220	110	739,4
24	FMU	ADMINISTRAÇÃO	95	48	5	26	68	682,8
25	FMU	GOVERNANÇA CORPORATIVA	88	34	9	26	53	515,7
26	FNH	ADMINISTRAÇÃO	1295	160	75	519	119	1572,9
27	FPL	ADMINISTRAÇÃO	1484	178	126	625	68	830,5
28	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO	552	116	49	251	32	2053,4
29	FUCAPE	ADMINISTRAÇÃO E CIÊNCIAS CONTÁBEIS	117	112	4	34	38	2094
30	FUCAPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	584	137	62	276	47	1792,7
31	Fucape-RJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	32	18	0,01	0,01	4	177,2
32	FUFSE	ADMINISTRAÇÃO	139	91	15	32	23	1323,7
33	FUMEC	ADMINISTRAÇÃO	1154	169	114	469	114	2394,5
34	FUPF	ADMINISTRAÇÃO	42	26	0,01	2	15	245,6
35	FURB	ADMINISTRAÇÃO	534	132	40	220	75	2493,4
36	FURB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	424	157	23	163	58	6110
37	FURG	ADMINISTRAÇÃO	35	33	1	0,01	8	401,6
38	IBMEC	ADMINISTRAÇÃO	998	189	127	488	50	1928,3
39	IDP	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	28	15	0,01	0,01	35	177,3
40	IFS	TURISMO	10	11	0,01	0,01	8	63
41	IMED	ADMINISTRAÇÃO	96	41	3	27	75	801,2
42	INSPER	ADMINISTRAÇÃO	521	190	24	144	62	1906,6
43	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	383	167	18	96	112	1735
44	PUC/MG	ADMINISTRAÇÃO	454	206	49	196	106	1529
45	PUC/PR	ADMINISTRAÇÃO	1056	181	33	331	89	2208,2
46	PUC/PR	GESTÃO DE COOPERATIVAS	111	31	9	25	9	309,9
47	PUC/RS	ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS	608	171	83	200	35	1862,4
48	PUC/RS	ADMINISTRAÇÃO E NEGÓCIOS - PUC-RS - UCS	210	134	8	31	61	3630,2

49	PUC/SP	ADMINISTRAÇÃO	976	161	102	365	283	1958,6
50	PUC/SP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS	763	121	67	296	173	1428,9
51	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	894	235	41	302	117	3536,3
52	PUC-RIO	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	651	246	36	297	93	2644,3
53	PUC-RIO	ATUÁRIA	42	47	3	14	2	56,1
54	UAM	HOSPITALIDADE	578	121	35	183	128	1219,5
55	UAM	GESTÃO EM ALIMENTOS E BEBIDAS (A&B)	15	13	0,01	0,01	7	147,3
56	UCS	TURISMO E HOSPITALIDADE	446	154	18	116	243	1332,1
57	UCS	ADMINISTRAÇÃO	554	176	19	180	80	3149,9
58	UDESC	ADMINISTRAÇÃO	534	87	7	46	59	978,1
59	UDESC	ADMINISTRAÇÃO	1037	154	26	161	79	1001,2
60	UECE	ADMINISTRAÇÃO	347	120	25	133	47	1147,6
61	UECE	GESTÃO DE NEGÓCIOS TURÍSTICOS	250	80	27	59	219	791,8
62	UEL	ADMINISTRAÇÃO	289	84	7	49	90	1010,8
63	UEM/UEL	ADMINISTRAÇÃO	320	64	0,01	61	57	260,1
64	UEM	ADMINISTRAÇÃO	233	94	12	72	44	1330,7
65	UEM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	78	34	6	13	6	0,01
66	UERJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	356	156	32	134	26	1013,3
67	UFAL	PROFNIT - PROPRIEDADE INTELLECTUAL E TRANSF. DE TECNOLOGIA PARA INOVAÇÃO	102	130	1	0,01	55	715,7
68	UFAM	CONTABILIDADE E CONTROLADORIA	207	120	17	44	108	862
69	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	841	281	38	223	362	3264,2
70	UFBA	ADMINISTRAÇÃO	524	240	61	206	252	2392,8
71	UFBA	CONTABILIDADE	203	117	17	51	76	858,8
72	UFC	CONTROLADORIA	184	32	8	44	12	108,2
73	UFC	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	232	35	0,01	55	27	112,2
74	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	285	170	12	90	66	2255,9
75	UFC	ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA	531	209	41	250	95	2488,1
76	UFES	ADMINISTRAÇÃO	434	145	19	140	58	1703
77	UFES	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	184	79	25	39	35	1316,9
78	UFES	GESTÃO PÚBLICA	405	160	12	102	208	1094
79	UFF	ADMINISTRAÇÃO	236	82	8	70	86	436,5
80	UFF	TURISMO	50	20	0,01	0,01	8	47,2
81	UFF	ADMINISTRAÇÃO	124	64	6	19	17	678,4
82	UFG	ADMINISTRAÇÃO	76	43	2	16	18	535
83	UFG	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	17	10	1	0,01	1	62
84	UFJF	ADMINISTRAÇÃO	11	16	1	0,01	19	141,3
85	UFLA	ADMINISTRAÇÃO	1455	220	17	300	155	3528,6
86	UFLA	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	203	86	16	62	52	1287,5
87	UFMG	ADMINISTRAÇÃO	1492	283	21	342	255	5572,5
88	UFMG	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	234	128	15	62	54	1708,5
89	UFMS	ADMINISTRAÇÃO	582	129	10	117	55	1241,6
90	UFPA	GESTÃO PÚBLICA	163	70	3	54	88	619,3
91	UFPB/J.P.	ADMINISTRAÇÃO	542	166	18	188	68	2424,8
92	UFPB/J.P.	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	61	28	3	2	12	593
93	UFPB/J.P.	GEST. PÚBLICA E COOPERAÇÃO INTERNACIONAL	19	15	0,01	0,01	0,01	106,1
94	UFPB/J.P.	GESTÃO EM ORGANIZAÇÕES APRENDENTES	452	176	5	116	217	1647,5
95	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	1434	270	63	371	156	5055,1
96	UFPE	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	405	136	32	95	95	1158,2
97	UFPE	ADMINISTRAÇÃO	218	142	4	62	82	683,3
98	UFPEL	DESENVOLVIMENTO TERRITORIAL E SISTEMAS AGROINDUSTRIAIS	53	44	2	5	44	919,4
99	UFPR	ADMINISTRAÇÃO	884	225	67	328	165	3534,1
100	UFPR	CONTABILIDADE	364	122	37	143	56	2230,2
101	UFPR	TURISMO	77	64	5	20	79	1049,3
102	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	1911	435	126	559	242	7108,6

103	UFRGS	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	9	13	1	0,01	9	140,3
104	UFRGS	ADMINISTRAÇÃO	266	320	24	83	140	4504,5
105	UFRJ	ADMINISTRAÇÃO	1170	313	90	472	121	3443,8
106	UFRJ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	307	156	25	114	58	1770,2
107	UFRN	ADMINISTRAÇÃO	743	158	35	217	109	1624
108	UFRN	TURISMO	348	135	9	88	67	1039,8
109	UFRN	GESTÃO PÚBLICA	161	89	9	40	61	844,6
110	UFRN	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	29	26	1	0,01	3	464,4
111	UFRPE	ADMINISTRAÇÃO E DESENVOLVIMENTO RURAL	437	157	26	157	60	762,1
112	UFRPE	CONTROLADORIA	34	22	4	6	7	207,1
113	UFRRJ	ADMINISTRAÇÃO	61	42	0,01	8	15	213,5
114	UFRRJ	GESTÃO E ESTRATÉGIA	373	182	56	192	87	1059,4
115	UFSC	ADMINISTRAÇÃO	793	249	30	233	275	4739,7
116	UFSC	CONTABILIDADE	485	137	16	130	55	4387,5
117	UFSC	ADMINISTRAÇÃO UNIVERSITÁRIA	367	136	11	130	180	1258,6
118	UFSCAR	GEST. DE ORGANIZAÇÕES E SISTEMAS PÚBLICOS	188	107	2	39	91	1047,1
119	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	1025	202	11	221	123	5904,5
120	UFSM	ADMINISTRAÇÃO	206	135	5	92	46	3284,9
121	UFU	ADMINISTRAÇÃO	331	131	18	145	36	1498
122	UFU	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	92	55	24	31	17	1253,8
123	UFU	GESTÃO ORGANIZACIONAL	56	35	2	0,01	24	438,2
124	UFV	ADMINISTRAÇÃO	706	152	2	134	145	1968,3
125	UFVJM	ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA	11	13	0,01	0,01	2	32,2
126	UMESP	ADMINISTRAÇÃO	426	105	39	203	154	975,2
127	UNA	ADMINISTRAÇÃO	236	62	10	83	32	839,6
128	UNA	TURISMO E MEIO AMBIENTE	143	39	11	66	39	134,3
129	UNAMA	ADMINISTRAÇÃO	336	107	25	90	104	1271,3
130	UNB	ADMINISTRAÇÃO	819	239	32	223	157	4043
131	UNB	CONTABILIDADE - UNB - UFPB - UFRN	568	205	36	254	105	3698,8
132	UNB	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	78	34	4	1	18	641,7
133	UNB	ADMINISTRAÇÃO	198	131	11	94	94	1469,3
134	UNB	TURISMO	293	150	14	92	96	391
135	UNB	GESTÃO PÚBLICA	112	53	0,01	28	38	759,1
136	UNESA	ADM.DESENVOLVIMENTO EMPRESARIAL	540	123	56	221	31	1205,5
137	UNESP/JAB	ADMINISTRAÇÃO	57	39	1	0,01	43	306,7
138	UNICENTRO	ADMINISTRAÇÃO	84	42	5	19	13	429,8
139	UNIEURO	ADMINISTRAÇÃO	70	36	4	3	10	63,4
140	UNIFACS	ADMINISTRAÇÃO	574	140	116	171	51	819
141	UNIFECAP	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	544	116	79	186	32	647
142	UNIFECAP	ADMINISTRAÇÃO	299	88	64	78	19	569,6
143	UNIFEI	ADMINISTRAÇÃO	41	41	3	7	5	248,1
144	UNIFESP	GEST. DE POLÍTICAS E ORGANIZAÇÕES PÚBLICAS	117	73	1	22	13	567,7
145	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	920	170	54	258	108	1962
146	UNIFOR	ADMINISTRAÇÃO	76	25	1	0,01	10	268,2
147	UNIGRANRIO	ADMINISTRAÇÃO	398	155	10	107	74	1896,4
148	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	136	87	0,01	18	266	1062,1
149	UNIMEP	ADMINISTRAÇÃO	436	171	16	217	502	1505,6
150	UNINOVE	ADMINISTRAÇÃO	1144	250	35	224	315	7122,2
151	UNINOVE	GESTÃO DE PROJETOS	315	96	12	77	46	2138,1
152	UNINOVE	GESTÃO AMBIENTAL E SUSTENTABILIDADE	193	66	5	59	52	1215,8
153	UNINOVE	GESTÃO EM SISTEMAS DE SAÚDE	59	48	3	42	31	1138,4
154	UNINOVE	GESTÃO DO ESPORTE	97	56	1	39	71	1409
155	UNIOESTE	GESTÃO E DESENVOLVIMENTO REGIONAL	81	64	4	28	31	576,3
156	UNIOESTE	CONTABILIDADE	45	25	0,01	0,01	20	565,2

157	UNIOESTE	ADMINISTRAÇÃO	89	40	0,01	23	51	926,5
158	UNIOESTE	TECNOLOGIAS, GESTÃO E SUSTENTABILIDADE	14	13	0,01	0,01	6	18
159	UNIP	ADMINISTRAÇÃO	271	139	48	94	40	1725,4
160	UNIPAMPA	ADMINISTRAÇÃO	9	13	0,01	0,01	13	0,01
161	UNIR	ADMINISTRAÇÃO	366	107	29	153	146	770,6
162	UNISANTOS	GESTÃO DE NEGÓCIOS	141	30	8	53	32	160,1
163	UNISC	ADMINISTRAÇÃO	211	82	10	71	29	742,4
164	UNISINOS	ADMINISTRAÇÃO	1016	161	59	279	139	3060,4
165	UNISINOS	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	591	122	64	214	121	2427
166	UNISINOS	GESTÃO E NEGÓCIOS	322	118	9	97	101	1029
167	UNISUL	ADMINISTRAÇÃO	341	120	21	88	69	1927
168	UNIVALI	TURISMO E HOTELARIA	650	144	47	195	130	1202,7
169	UNIVALI	ADMINISTRAÇÃO	921	174	81	204	124	2593,6
170	UNIVALI	ADM. GEST. INTERNACIONALIZAÇÃO E LOGÍSTICA	38	34	5	1	11	383,4
171	UNOCHAPECÓ	CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ADMINISTRAÇÃO	48	18	0,01	0,01	6	337,1
172	UNOESC	ADMINISTRAÇÃO	155	51	7	48	22	797,6
173	UNP	ADMINISTRAÇÃO	10	15	0,01	0,01	14	281,9
174	UNP	ADMINISTRAÇÃO	578	102	31	208	70	919,6
175	UP	ADMINISTRAÇÃO	761	144	36	214	77	2043,7
176	UPE	GES. DESENVOLVIMENTO LOCAL SUSTENTÁVEL	541	155	14	128	209	885,8
177	UPM	ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS	1224	190	115	385	116	2535,1
178	UPM	CIÊNCIAS CONTÁBEIS	664	99	74	149	30	1071,2
179	UPM	ADMIN. DO DESENVOLVIMENTO DE NEGÓCIOS	18	8	0,01	0,01	0,01	74
180	URI	GESTÃO ESTRATÉGICA DE ORGANIZAÇÕES	210	100	5	68	122	594,8
181	USCS	ADMINISTRAÇÃO	569	156	51	207	93	2150,6
182	USP	ADMINISTRAÇÃO	2403	563	83	730	744	10669,3
183	USP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	966	223	62	298	238	5706,4
184	USP	GESTÃO DE POLÍTICAS PÚBLICAS	72	55	2	15	52	381,3
185	USP	GESTÃO E INOVAÇÃO NA INDÚSTRIA ANIMAL	163	65	4	18	49	979,1
186	USP	EMPREENDEDORISMO	100	51	0,01	20	32	442,4
187	USP	TURISMO	47	38	1	10	95	575,2
188	USP/ESALQ	ADMINISTRAÇÃO	5	16	0,01	0,01	5	297,1
189	USP/RP	ADMINISTRAÇÃO DE ORGANIZAÇÕES	1236	284	34	274	203	4582,5
190	USP/RP	CONTROLADORIA E CONTABILIDADE	400	143	26	112	68	1524,5
191	UTFPR	ADMINISTRAÇÃO	15	12	0,01	0,01	10	182,7

Legenda	
X1	Total de discentes matriculados
X2	Total de docentes
X3	Abandonos e Desligamentos
X4	Total de titulados
X5	Total de publicações em livros/capítulo de livros
X6	Total de publicações em periódicos com pesos ponderados

APÊNDICE B – DMUS E VARIÁVEIS EXÓGENAS

DMU	LATITUDE	LONGITUDE	STATUS JURIDICO	MODALIDADE	GRAU	IDADE
1	-16.6954999	-49.4443555,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	10
2	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
3	-19.9023386	-44.104138,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	7
4	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	13
5	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	12
6	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
7	-23.2098149	-46.8264392,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	13
8	-8.0429475	-35.0743058,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	17
9	-20.0346685	-44.0469,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
10	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	-
11	-23.8043604	-46.6718379,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	15
12	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
13	-8.1457003	-35.0703921,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
14	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	55
15	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	20
16	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	10
17	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	46
18	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	32
19	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	48
20	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	13
21	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
22	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
23	-19.9023386	-44.104138,11	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	27
24	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	21
25	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
26	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	17
27	-19.6281019	-44.1959579,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	22
28	-20.2821076	-40.3207234,13	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	15
29	-20.2821076	-40.3207234,13	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	13
30	-20.2821076	-40.3207234,13	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	21
31	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
32	-11.008624	-37.2277976,14	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	11
33	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	15
34	-28.2648137	-52.4777533,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	7
35	-26.8560346	-49.2391909,11	MUNICIPAL	ACADÊMICO	MESTRADO	25
36	-26.8560346	-49.2391909,11	MUNICIPAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	17
37	-32.2079684	-52.9399031,9	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	7
38	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	23
39	-15.7212649	-48.2079879,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
40	-11.0056387	-37.2432448,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
41	-28.2648137	-52.4777533,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	8
42	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	15
43	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	15
44	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	22
45	-25.4947401	-49.4298855,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	22
46	-25.4947401	-49.4298855,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
47	-30.1084987	-51.3172286,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	16
48	-30.1084987	-51.3172286,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	DOCTORADO	12
49	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	10
50	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	44
51	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	25
52	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	23
53	-22.9091896	-44.5295627,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	-

54	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	7
55	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
56	-29.0756353	-51.3263267,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	22
57	-29.0756353	-51.3263267,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	7
58	-27.5707056	-48.7504761,10	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	11
59	-27.5707056	-48.7504761,10	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	18
60	-3.7931403	-38.5896564,12	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	17
61	-3.7931403	-38.5896564,12	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	10
62	-23.3210638	-51.3010539,12	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	12
63	-23.3210638	-51.3010539,12	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	-
64	-23.4055556	-52.108126,11	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	8
65	-23.4055556	-52.108126,11	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	8
66	-22.9091895	-44.5295627,9	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	16
67	-9.5942081	-35.8267672,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
68	-3.0443101	-60.1071928,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	
69	-12.901393	-38.5601938,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	39
70	-12.901393	-38.5601938,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	24
71	-12.901393	-38.5601938,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	15
72	-3.7931403	-38.5896564,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	-
73	-3.7931403	-38.5896564,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	-
74	-3.7931403	-38.5896564,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	7
75	-3.7931403	-38.5896564,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	13
76	-20.2821076	-40.3207234,13	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	22
77	-20.2821076	-40.3207234,13	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	12
78	-20.2821076	-40.3207234,13	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
79	-22.922554	-43.1153468,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	11
80	-22.922554	-43.1153468,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	7
81	-22.5052109	-44.1243454,13	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
82	-16.6954999	-49.4443555,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	8
83	-16.6954999	-49.4443555,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6
84	-21.7288846	-43.4525618,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6
85	-21.252792	-45.03337,13	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	47
86	-21.252792	-45.03337,13	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
87	-19.9023386	-44.104138,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	49
88	-19.9023386	-44.104138,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	15
89	-20.480722	-54.7756219,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	14
90	-1.3409936	-48.7210157,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	10
91	-7.1464332	-34.9516386,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	46
92	-7.1464332	-34.9516386,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	7
93	-7.1464332	-34.9516386,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6
94	-7.1464332	-34.9516386,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	12
95	-8.0429475	-35.0743058,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	22
96	-8.0429475	-35.0743058,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	6
97	-8.0429475	-35.0743058,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	12
98	-31.56053	-52.5911354,10	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	8
99	-25.4947401	-49.4298855,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	18
100	-25.4947401	-49.4298855,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	17
101	-25.4947401	-49.4298855,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	9
102	-30.1084987	-51.3172286,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	28
103	-30.1084987	-51.3172286,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6
104	-30.1084987	-51.3172286,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	24
105	-22.9091895	-44.5295627,9	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	49
106	-22.9091895	-44.5295627,9	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	8
107	-5.7997439	-35.2922853,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	44
108	-5.7997439	-35.2922853,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	14
109	-5.7997439	-35.2922853,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
110	-5.7997439	-35.2922853,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	7

111	-8.0429475	-35.0743058,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	19
112	-8.0429475	-35.0743058,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	7
113	-22.7515537	-43.8478527,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	8
114	-22.7515537	-43.8478527,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	22
115	-27.5707056	-48.7504761,10	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	44
116	-27.5707056	-48.7504761,10	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	18
117	-27.5707056	-48.7504761,10	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	12
118	-22.0183658	-47.9660981,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
119	-29.7199219	-53.8445307,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	19
120	-29.7199219	-53.8445307,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
121	-18.9218962	-48.3336058,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	19
122	-18.9218962	-48.3336058,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	6
123	-18.9218962	-48.3336058,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
124	-20.7454804	-42.9179702,13	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	17
125	-17.8668376	-41.5332981,13	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
126	-23.8043604	-46.6718379,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	17
127	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
128	-19.9023386	-44.104138,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	-
129	-1.3409936	-48.7210157,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	13
130	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	46
131	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	15
132	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	8
133	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	18
134	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	15
135	-15.7212649	-48.2079879,11	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
136	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	28
137	-21.2581978	-48.3429894,14	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
138	-25.3250946	-51.8365004,10	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
139	-15.7212649	-48.2079879,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	
140	-12.901393	-38.5601938,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	22
141	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	23
142	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
143	-22.4328275	-45.4940873,13	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
144	-23.5345758	-46.8546145,12	FEDERAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
145	-3.7931403	-38.5896564,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	27
146	-3.7931403	-38.5896564,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
147	-22.9091895	-44.5295627,9	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	15
148	-22.714462	-47.691873,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	DOCTORADO	11
149	-22.714462	-47.691873,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	20
150	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	14
151	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	12
152	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	10
153	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
154	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
155	-26.0656727	-53.1234952,12	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	9
156	-24.9635987	-53.5423924,12	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	7
157	-24.9635987	-53.5423924,12	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
158	-24.9635987	-53.5423924,12	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
159	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	17
160	-30.8720132	-55.5908711,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6
161	-8.7563695	-63.9249479,12	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	16
162	-23.9549113	-46.3796945,13	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	
163	-29.7305884	-52.5025553,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
164	-29.7509082	-51.2131746,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	22
165	-29.7509082	-51.2131746,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	9
166	-29.7509082	-51.2131746,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
167	-28.4719425	-49.0510487,13	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	15

168	-26.9671651	-48.8852535,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	9
169	-26.9671651	-48.8852535,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	15
170	-26.9671651	-48.8852535,11	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	7
171	-27.0755519	-52.715843,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO	7
172	-27.0755519	-52.715843,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
173	-5.7997439	-35.2922853,12	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	6
174	-5.7997439	-35.2922853,12	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	16
175	-25.4947401	-49.4298855,11	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	14
176	-8.0429475	-35.0743058,11	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	16
177	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	19
178	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	14
179	-23.6815314	-46.8754981,10	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	6
180	-28.3001729	-54.2888981,13	PARTICULAR	PROFISSIONAL	MESTRADO	11
181	-23.6248019	-46.5999276,13	MUNICIPAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	12
182	-23.6815314	-46.8754981,10	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	47
183	-23.6815314	-46.8754981,10	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	52
184	-23.6815314	-46.8754981,10	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	9
185	-22.002263	-47.4583344,13	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	9
186	-23.6815314	-46.8754981,10	ESTADUAL	PROFISSIONAL	MESTRADO	8
187	-23.6815314	-46.8754981,10	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	8
188	-22.714462	-47.691873,12	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6
189	21.1792545	-47.9426738,11	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	18
190	21.1792545	-47.9426738,11	ESTADUAL	ACADÊMICO	MESTRADO/DOCTORADO	17
191	-25.4947401	-49.4298855,11	FEDERAL	ACADÊMICO	MESTRADO	6

APÊNDICE C – RESULTADOS DE EFICIÊNCIA PARA AS TRÊS ETAPAS

DMU	E. VRS1	E. CRS1	EE01	E. VRS2	E. CRS2	EE02	E. VRS3	E. CRS3	EE03	E.Global
1	0,396412	0,379829	0,958169	0,397814	0,383696	0,964513	0,235465	0,000193	0,000821	0,037132
2	0,396433	0,222276	0,560689	0,265065	0,206735	0,779940	0,887018	0,000467	0,000527	0,093208
3	0,083700	0,071968	0,859827	0,000975	0,000713	0,731215	0,451446	0,451446	1,000000	0,000037
4	0,370280	0,368948	0,996403	0,440430	0,431859	0,980539	0,543839	0,000258	0,000474	0,088691
5	0,371384	0,359838	0,968912	0,520223	0,473626	0,910428	0,396742	0,000300	0,000757	0,076652
6	0,378924	0,293868	0,775533	0,000326	0,000321	0,985850	0,330585	0,330585	1,000000	0,000041
7	0,594354	0,575456	0,968204	0,407869	0,407440	0,998947	0,233072	0,000117	0,000500	0,056501
8	0,591832	0,580674	0,981146	0,564904	0,564630	0,999514	0,091689	0,000031	0,000337	0,030654
9	0,347046	0,239892	0,691240	0,001459	0,001275	0,873324	0,168227	0,168227	1,000000	0,000085
10	0,371649	0,369065	0,993046	1,000000	1,000000	1,000000	0,085495	0,000025	0,000298	0,031774
11	0,670428	0,663394	0,989509	0,228657	0,228370	0,998746	0,268303	0,000141	0,000524	0,041130
12	0,354999	0,325187	0,916022	0,954430	0,954430	1,000000	0,129011	0,000226	0,001749	0,043712
13	0,400735	0,331051	0,826109	0,000267	0,000266	0,996364	0,236364	0,236364	1,000000	0,000025
14	0,566358	0,405223	0,715490	0,757417	0,628891	0,830310	0,899306	0,000221	0,000245	0,385774
15	0,451642	0,369374	0,817846	1,000000	1,000000	1,000000	0,441832	0,000094	0,000213	0,199550
16	0,347495	0,341952	0,984049	0,766310	0,704453	0,919280	0,415608	0,000191	0,000459	0,110672
17	0,809245	0,481827	0,595404	0,685705	0,405549	0,591434	0,802190	0,000216	0,000270	0,445138
18	0,565632	0,532338	0,941139	0,573606	0,442312	0,771107	1,000000	0,000396	0,000396	0,324450
19	0,408731	0,300501	0,735204	0,456505	0,455945	0,998774	0,342525	0,000119	0,000347	0,063911
20	0,262882	0,259773	0,988171	1,000000	0,849086	0,849086	0,267736	0,000115	0,000429	0,070383
21	0,449169	0,395117	0,879660	0,000355	0,000355	1,000000	0,381818	0,381818	1,000000	0,000061
22	1,000000	0,466457	0,466457	0,001216	0,001095	0,900366	0,069862	0,069862	1,000000	0,000085
23	0,417394	0,414282	0,992544	0,580854	0,579942	0,998430	0,237084	0,000091	0,000383	0,057480
24	0,257185	0,237393	0,923047	0,385823	0,380042	0,985016	0,339554	0,000476	0,001400	0,033693
25	0,352919	0,310449	0,879660	0,397225	0,379009	0,954141	0,260636	0,000371	0,001422	0,036538
26	0,973927	0,970814	0,996803	0,829541	0,538199	0,648792	0,195439	0,000042	0,000217	0,157897
27	1,000000	1,000000	1,000000	0,971330	0,540311	0,556259	0,097917	0,000020	0,000202	0,095109
28	0,579580	0,570778	0,984813	0,583684	0,583302	0,999345	0,280846	0,000114	0,000407	0,095008
29	0,127435	0,125301	0,983256	0,509012	0,497132	0,976661	0,570605	0,000861	0,001508	0,037013
30	0,515688	0,511303	0,991497	0,606738	0,606254	0,999203	0,239451	0,000091	0,000379	0,074921
31	0,285292	0,213237	0,747435	0,001351	0,001196	0,885138	0,247590	0,247590	1,000000	0,000095
32	0,188330	0,183214	0,972835	0,302839	0,295321	0,975173	0,363704	0,000578	0,001589	0,020743
33	0,820281	0,819040	0,998487	0,765880	0,521345	0,680715	0,270881	0,000071	0,000263	0,170178
34	0,232356	0,193759	0,833890	0,197306	0,183011	0,927549	0,272027	0,001716	0,006307	0,012471
35	0,490089	0,485236	0,990098	0,529114	0,528866	0,999531	0,353382	0,000158	0,000448	0,091637
36	0,325167	0,323931	0,996199	0,553734	0,528338	0,954138	1,000000	0,000524	0,000524	0,180056
37	0,145364	0,127216	0,875153	0,000555	0,000528	0,950332	0,561129	0,561129	1,000000	0,000045
38	0,660815	0,633366	0,958463	0,816497	0,627260	0,768234	0,214904	0,000055	0,000257	0,115952
39	0,323910	0,223899	0,691240	0,001586	0,001364	0,859854	0,636364	0,636364	1,000000	0,000327
40	0,191762	0,109042	0,568631	0,007255	0,003691	0,508785	0,145455	0,145455	1,000000	0,000202
41	0,310311	0,280849	0,905057	0,507574	0,500359	0,985786	0,383177	0,000505	0,001318	0,060353
42	0,344430	0,328905	0,954925	0,447348	0,409276	0,914895	0,335223	0,000185	0,000552	0,051651
43	0,275602	0,275086	0,998128	0,395408	0,367288	0,928885	0,457907	0,000253	0,000551	0,049900
44	0,292745	0,264347	0,902994	0,553863	0,553807	0,999900	0,298861	0,000109	0,000365	0,048458

45	0,708173	0,699796	0,988171	0,750195	0,557640	0,743326	0,280503	0,000093	0,000332	0,149022
46	0,496362	0,429484	0,865265	0,299287	0,289012	0,965671	0,106620	0,000173	0,001624	0,015839
47	0,426972	0,426475	0,998837	0,422350	0,421973	0,999107	0,276980	0,000130	0,000470	0,049948
48	0,189746	0,187975	0,990670	0,254122	0,240262	0,945459	1,000000	0,001636	0,001636	0,048218
49	0,729315	0,727127	0,997000	0,612824	0,479735	0,782827	0,494914	0,000141	0,000285	0,221197
50	0,766615	0,756354	0,986615	0,514297	0,497652	0,967635	0,341154	0,000106	0,000311	0,134506
51	0,551832	0,456306	0,826893	0,590073	0,501378	0,849687	0,461117	0,000164	0,000355	0,150149
52	0,395428	0,317418	0,802721	0,659931	0,622811	0,943751	0,346388	0,000124	0,000359	0,090392
53	0,116405	0,107186	0,920805	0,480567	0,427992	0,890598	0,028711	0,000056	0,001950	0,001606
54	0,580739	0,572966	0,986615	0,426641	0,418300	0,980448	0,327298	0,000127	0,000389	0,081094
55	0,216463	0,138399	0,639367	0,003640	0,002504	0,687840	0,205812	0,205812	1,000000	0,000162
56	0,348921	0,347376	0,995572	0,454899	0,411725	0,905091	0,665878	0,000381	0,000572	0,105691
57	0,377680	0,377558	0,999677	0,646502	0,555046	0,858537	0,494073	0,000245	0,000495	0,120638
58	0,758771	0,736221	0,970280	0,282956	0,203427	0,718937	0,335178	0,000297	0,000886	0,071962
59	0,811281	0,807689	0,995572	0,430577	0,301535	0,700303	0,233438	0,000089	0,000382	0,081544
60	0,351674	0,346844	0,986267	0,495109	0,492111	0,993944	0,217368	0,000121	0,000555	0,037847
61	0,388349	0,374832	0,965193	0,305402	0,302741	0,991287	0,696071	0,000675	0,000970	0,082556
62	0,426224	0,412672	0,968204	0,381088	0,333509	0,875150	0,402407	0,000334	0,000830	0,065362
63	0,631702	0,599730	0,949388	1,000000	1,000000	1,000000	0,183427	0,000170	0,000926	0,115871
64	0,305059	0,297313	0,974609	0,450343	0,432245	0,959814	0,319284	0,000258	0,000809	0,043864
65	0,312814	0,275170	0,879660	0,226139	0,213924	0,945985	0,028936	0,000084	0,002900	0,002047
66	0,274824	0,273723	0,995993	0,484161	0,482851	0,997295	0,183495	0,000106	0,000576	0,024416
67	0,095109	0,094112	0,989509	0,000250	0,000248	0,991074	1,000000	1,000000	1,000000	0,000024
68	0,209788	0,206907	0,986267	0,276479	0,272743	0,986489	0,425520	0,000446	0,001049	0,024681
69	0,486166	0,358985	0,738399	0,463222	0,396599	0,856175	0,830018	0,000295	0,000356	0,186922
70	0,321079	0,261882	0,815631	0,504568	0,504306	0,999482	0,607591	0,000222	0,000366	0,098434
71	0,211241	0,208112	0,985186	0,326787	0,322331	0,986366	0,336506	0,000271	0,000805	0,023229
72	0,792416	0,689690	0,870363	0,379114	0,364780	0,962190	0,049883	0,000050	0,000994	0,014986
73	0,899493	0,795071	0,883910	1,000000	1,000000	1,000000	0,088019	0,000089	0,001014	0,079172
74	0,201355	0,201086	0,998663	0,524988	0,489555	0,932507	0,480150	0,000350	0,000729	0,050756
75	0,340822	0,304743	0,894142	0,604312	0,604294	0,999970	0,340627	0,000139	0,000408	0,070157
76	0,361348	0,359011	0,993533	0,535576	0,490360	0,915576	0,303602	0,000170	0,000560	0,058756
77	0,289683	0,279368	0,964393	0,276305	0,271898	0,984049	0,371521	0,000472	0,001270	0,029737
78	0,304587	0,303614	0,996803	0,523889	0,458152	0,874521	0,592163	0,000371	0,000626	0,094491
79	0,357089	0,345211	0,966735	0,551053	0,509346	0,924314	0,271372	0,000223	0,000823	0,053399
80	0,386657	0,299865	0,775533	0,000811	0,000770	0,949395	0,145455	0,145455	1,000000	0,000046
81	0,244784	0,232396	0,949388	0,227789	0,221085	0,970571	0,273629	0,000499	0,001823	0,015257
82	0,232761	0,211998	0,910795	0,401777	0,401471	0,999238	0,251025	0,000467	0,001861	0,023475
83	0,390141	0,203908	0,522653	0,001057	0,000785	0,743033	0,086628	0,086628	1,000000	0,000036
84	0,115768	0,082463	0,712313	0,002109	0,001166	0,552874	0,345455	0,345455	1,000000	0,000084
85	0,918413	0,793280	0,863751	1,000000	0,499763	0,499763	0,460956	0,000164	0,000357	0,423348
86	0,292004	0,283129	0,969604	0,397816	0,391973	0,985312	0,346705	0,000290	0,000837	0,040275
87	0,860123	0,632366	0,735204	1,000000	0,532035	0,532035	0,700997	0,000228	0,000325	0,602944
88	0,221738	0,219276	0,988901	0,345435	0,342605	0,991807	0,430377	0,000385	0,000895	0,032965
89	0,547056	0,541152	0,989207	0,596238	0,442229	0,741698	0,258428	0,000148	0,000574	0,084293
90	0,292109	0,279303	0,956162	0,779812	0,714090	0,915721	0,313875	0,000296	0,000944	0,071498
91	0,392437	0,391631	0,997946	0,702441	0,601069	0,855686	0,372198	0,000180	0,000484	0,102602
92	0,308228	0,261311	0,847785	0,046943	0,046897	0,999028	0,656807	0,004143	0,006307	0,009503

93	0,219796	0,151932	0,691240	0,002603	0,001992	0,765135	0,148246	0,148246	1,000000	0,000085
94	0,308143	0,308043	0,999677	0,872884	0,629300	0,720943	0,634271	0,000340	0,000536	0,170602
95	0,841744	0,637047	0,756818	0,580832	0,392576	0,675886	0,620054	0,000190	0,000307	0,303152
96	0,360354	0,357192	0,991225	0,301804	0,301039	0,997465	0,341388	0,000182	0,000533	0,037128
97	0,185479	0,184143	0,992797	0,700220	0,613600	0,876296	0,294939	0,000240	0,000815	0,038305
98	0,158167	0,144481	0,913468	0,156063	0,154235	0,988289	0,778290	0,002569	0,003301	0,019211
99	0,553819	0,471255	0,850919	0,558832	0,476280	0,852278	0,450132	0,000151	0,000334	0,139312
100	0,362601	0,357872	0,986958	0,505166	0,503957	0,997606	0,391912	0,000218	0,000556	0,071788
101	0,152003	0,144310	0,949388	0,353963	0,334190	0,944139	0,524459	0,000733	0,001398	0,028218
102	0,911101	0,526936	0,578350	0,817654	0,375712	0,459500	0,750598	0,000178	0,000237	0,559170
103	0,129878	0,083040	0,639367	0,003161	0,001425	0,450965	0,196032	0,196032	1,000000	0,000080
104	0,145917	0,099705	0,683301	0,403296	0,400272	0,992500	1,000000	0,000758	0,000758	0,058848
105	0,647752	0,448361	0,692180	0,768887	0,517806	0,673448	0,388660	0,000102	0,000262	0,193571
106	0,236997	0,236048	0,995993	0,479323	0,476493	0,994097	0,344866	0,000217	0,000629	0,039176
107	0,566086	0,564050	0,996403	0,482792	0,427441	0,885351	0,295429	0,000105	0,000354	0,080741
108	0,312018	0,309194	0,990950	0,558839	0,485436	0,868652	0,285579	0,000165	0,000578	0,049796
109	0,223327	0,216981	0,971586	0,343791	0,337882	0,982812	0,324911	0,000295	0,000908	0,024946
110	0,160436	0,133786	0,833890	0,000626	0,000588	0,939316	0,648875	0,648875	1,000000	0,000065
111	0,335136	0,333863	0,996199	0,485973	0,477755	0,983090	0,179396	0,000069	0,000387	0,029218
112	0,232143	0,185371	0,798522	0,262284	0,226376	0,863097	0,161919	0,000482	0,002979	0,009859
113	0,191860	0,174207	0,907994	0,521626	0,506061	0,970162	0,169463	0,000373	0,002200	0,016960
114	0,249741	0,245824	0,984315	0,661677	0,660315	0,997941	0,233832	0,000082	0,000352	0,038640
115	0,479595	0,381997	0,796499	0,577322	0,479794	0,831068	0,763613	0,000284	0,000372	0,211430
116	0,428268	0,424627	0,991497	0,536157	0,465842	0,868853	0,799928	0,000472	0,000590	0,183679
117	0,326543	0,323678	0,991225	0,727864	0,641320	0,881098	0,494884	0,000252	0,000509	0,117624
118	0,214796	0,210746	0,981146	0,601071	0,512751	0,853062	0,441203	0,000424	0,000962	0,056963
119	0,665028	0,608637	0,915205	0,958004	0,531989	0,555309	0,834863	0,000373	0,000447	0,531891
120	0,184700	0,183029	0,990950	0,968057	0,877812	0,906778	0,688307	0,000499	0,000725	0,123070
121	0,306191	0,303070	0,989806	0,623104	0,601528	0,965372	0,261395	0,000144	0,000552	0,049871
122	0,214251	0,200637	0,936457	0,451842	0,432247	0,956633	0,345380	0,000565	0,001636	0,033436
123	0,217119	0,191914	0,883910	0,000303	0,000300	0,989993	0,612268	0,612268	1,000000	0,000040
124	0,559839	0,557118	0,995140	1,000000	0,639605	0,639605	0,473690	0,000205	0,000433	0,265190
125	0,158740	0,101493	0,639367	0,006053	0,003371	0,556999	0,044991	0,044991	1,000000	0,000043
126	0,496445	0,486638	0,980246	0,611517	0,611287	0,999623	0,340662	0,000138	0,000405	0,103420
127	0,482203	0,456569	0,946839	0,574470	0,543494	0,946080	0,197004	0,000141	0,000717	0,054572
128	0,489359	0,439802	0,898731	0,607772	0,592405	0,974716	0,120771	0,000107	0,000890	0,035920
129	0,383891	0,376653	0,981146	0,345941	0,343859	0,993982	0,383847	0,000210	0,000547	0,050976
130	0,502575	0,411029	0,817846	0,526532	0,437843	0,831561	0,568987	0,000253	0,000445	0,150566
131	0,366819	0,332338	0,906002	0,583651	0,580750	0,995031	0,504439	0,000203	0,000403	0,107997
132	0,312814	0,275170	0,879660	0,018183	0,017959	0,987681	0,793392	0,008966	0,011301	0,004513
133	0,183160	0,181293	0,989806	0,661782	0,647053	0,977744	0,390236	0,000218	0,000560	0,047301
134	0,235544	0,234295	0,994696	0,483104	0,456098	0,944099	0,275007	0,000190	0,000690	0,031294
135	0,271677	0,253471	0,932987	0,994783	0,994783	1,000000	0,277315	0,000379	0,001366	0,074947
136	0,533369	0,526593	0,987295	0,525312	0,524997	0,999402	0,170451	0,000076	0,000447	0,047758
137	0,195059	0,175306	0,898731	0,000393	0,000384	0,976698	0,781818	0,781818	1,000000	0,000060
138	0,264200	0,239892	0,907994	0,307372	0,300738	0,978416	0,178374	0,000316	0,001772	0,014485
139	0,262667	0,233229	0,887924	0,059065	0,057831	0,979109	0,111026	0,000606	0,005459	0,001723
140	0,495601	0,491779	0,992288	0,382446	0,382158	0,999246	0,159675	0,000067	0,000419	0,030265

141	0,571180	0,562506	0,984813	0,438875	0,438604	0,999382	0,106630	0,000049	0,000456	0,026730
142	0,419741	0,407544	0,970941	0,336462	0,334643	0,994594	0,132348	0,000102	0,000771	0,018691
143	0,132529	0,119946	0,905057	0,246805	0,219192	0,888117	0,180688	0,000495	0,002741	0,005910
144	0,200434	0,192242	0,959131	0,515240	0,498449	0,967412	0,205805	0,000361	0,001752	0,021254
145	0,649989	0,649120	0,998663	0,437044	0,374775	0,857521	0,292678	0,000106	0,000363	0,083142
146	0,441390	0,364636	0,826109	0,000314	0,000310	0,990099	0,374738	0,374738	1,000000	0,000052
147	0,309295	0,307991	0,995784	0,608338	0,521732	0,857635	0,397377	0,000248	0,000623	0,074769
148	0,193245	0,187502	0,970280	0,537033	0,537033	1,000000	1,000000	0,002687	0,002687	0,103779
149	0,306184	0,305827	0,998837	0,921009	0,824392	0,895097	1,000000	0,000421	0,000421	0,281998
150	0,690878	0,548873	0,794458	0,485082	0,351479	0,724578	1,000000	0,000444	0,000444	0,335132
151	0,403363	0,393573	0,975730	0,434417	0,397853	0,915832	0,477728	0,000388	0,000812	0,083711
152	0,368520	0,350751	0,951783	0,637732	0,586461	0,919604	0,339433	0,000288	0,000848	0,079773
153	0,159725	0,147434	0,923047	1,000000	1,000000	1,000000	0,316037	0,000379	0,001198	0,050479
154	0,221473	0,207764	0,938099	1,000000	1,000000	1,000000	0,474943	0,000505	0,001063	0,105187
155	0,159900	0,151807	0,949388	0,500855	0,493355	0,985024	0,215927	0,000288	0,001332	0,017293
156	0,261349	0,215903	0,826109	0,000913	0,000855	0,936640	0,789716	0,789716	1,000000	0,000188
157	0,295885	0,266880	0,901973	1,000000	1,000000	1,000000	0,385246	0,000563	0,001461	0,113988
158	0,202032	0,129173	0,639367	0,004043	0,002676	0,661875	0,109091	0,109091	1,000000	0,000089
159	0,235731	0,233852	0,992028	0,448160	0,444956	0,992850	0,360425	0,000256	0,000712	0,038077
160	0,129878	0,083040	0,639367	0,009052	0,004078	0,450471	0,236364	0,236364	1,000000	0,000278
161	0,418167	0,410283	0,981146	0,538525	0,536487	0,996216	0,358531	0,000173	0,000484	0,080739
162	0,655652	0,563747	0,859827	0,514311	0,508511	0,988723	0,107421	0,000110	0,001022	0,036223
163	0,319262	0,308642	0,966735	0,511802	0,490896	0,959151	0,187521	0,000146	0,000779	0,030641
164	0,759205	0,756927	0,997000	0,465488	0,368413	0,791454	0,407632	0,000153	0,000376	0,144057
165	0,588729	0,581050	0,986958	0,464883	0,464499	0,999175	0,372474	0,000158	0,000425	0,101942
166	0,332109	0,327311	0,985552	0,636363	0,561099	0,881728	0,338512	0,000189	0,000559	0,071542
167	0,345593	0,340847	0,986267	0,341365	0,338812	0,992522	0,432667	0,000306	0,000707	0,051043
168	0,545080	0,541423	0,993291	0,385242	0,385172	0,999820	0,319857	0,000121	0,000379	0,067166
169	0,635302	0,634887	0,999347	0,345515	0,284138	0,822361	0,398449	0,000178	0,000446	0,087462
170	0,152397	0,134057	0,879660	0,038417	0,033758	0,878715	0,474032	0,005357	0,011301	0,002775
171	0,427938	0,319856	0,747435	0,000849	0,000802	0,944609	0,471007	0,471007	1,000000	0,000171
172	0,392299	0,364542	0,929245	0,479818	0,463305	0,965584	0,213028	0,000232	0,001090	0,040099
173	0,115682	0,079964	0,691240	0,007255	0,003691	0,508785	0,393880	0,393880	1,000000	0,000331
174	0,694395	0,679695	0,978829	0,527880	0,496506	0,940565	0,185425	0,000062	0,000333	0,067969
175	0,638163	0,633882	0,993291	0,465612	0,410643	0,881943	0,293793	0,000133	0,000454	0,087297
176	0,420423	0,418651	0,995784	0,557394	0,454088	0,814662	0,538213	0,000297	0,000552	0,126126
177	0,809179	0,772705	0,954925	0,622011	0,403495	0,648694	0,307254	0,000092	0,000299	0,154647
178	0,823151	0,804487	0,977327	0,288171	0,287857	0,998910	0,184907	0,000100	0,000543	0,043861
179	1,000000	0,269879	0,269879	0,002803	0,002099	0,748936	0,103395	0,103395	1,000000	0,000290
180	0,257596	0,251887	0,977837	0,709729	0,640910	0,903035	0,385550	0,000326	0,000846	0,070487
181	0,439256	0,437496	0,995993	0,467019	0,466677	0,999268	0,316110	0,000145	0,000459	0,064847
182	1,000000	0,511955	0,511955	1,000000	0,517313	0,517313	1,000000	0,000204	0,000204	1,000000
183	0,607007	0,519587	0,855982	0,501125	0,398703	0,795616	0,746819	0,000268	0,000358	0,227172
184	0,167675	0,157020	0,936457	0,389922	0,389001	0,997637	0,287281	0,000630	0,002194	0,018782
185	0,316418	0,300788	0,950604	0,230848	0,216183	0,936470	0,465341	0,000760	0,001633	0,033991
186	0,253096	0,235188	0,929245	0,785498	0,785498	1,000000	0,218272	0,000309	0,001416	0,043394
187	0,165700	0,148354	0,895319	0,452962	0,437901	0,966749	0,588409	0,001727	0,002935	0,044164
188	0,052622	0,037483	0,712313	1,000000	0,007017	0,007017	0,415118	0,415118	1,000000	0,021844

189	0,711562	0,522019	0,733624	0,604560	0,415526	0,687320	0,613232	0,000234	0,000381	0,263801
190	0,337863	0,335514	0,993046	0,361709	0,360117	0,995599	0,325347	0,000190	0,000585	0,039760
191	0,247028	0,149933	0,606946	0,003640	0,002504	0,687840	0,255275	0,255275	1,000000	0,000230

Legenda	
E. VRS1	Eficiência com retornos variáveis de escala da Etapa 01 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
E. VRS2	Eficiência com retornos variáveis de escala da Etapa 02 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
E. VRS3	Eficiência com retornos variáveis de escala da Etapa 03 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
E. CRS1	Eficiência com retornos constantes de escala da Etapa 01 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
E. CRS2	Eficiência com retornos constantes de escala da Etapa 02 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
E. CRS3	Eficiência com retornos constantes de escala da Etapa 03 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
EE01	Eficiência de escala da Etapa 01 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
EE02	Eficiência de escala da Etapa 01 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
EE03	Eficiência de escala da Etapa 01 sem a adoção do <i>bootstrap</i>
E.	Global: Eficiência Global resultante da multiplicação das eficiências parciais (E. VRS1, E. VRS2, E. VRS3)

**APÊNDICE D – RESULTADOS DE EFICIÊNCIA PARA
AS TRÊS ETAPAS COM *BOOTSTRAP***

DMU	E. VRS1B	E. VRS2B	E. VRS3B	EGB	DMU	E. VRS1B	E. VRS2B	E. VRS3B	EGB
1	0,383855	0,372746	0,201547	0,028821	97	0,175968	0,63952	0,25209	0,028406
2	0,316148	0,241947	0,783721	0,060195	98	0,152952	0,143966	0,645713	0,014219
3	0,080278	0,00095	0,39531	3,01E-05	99	0,502347	0,494327	0,380823	0,094807
4	0,345247	0,396609	0,46316	0,063688	100	0,348031	0,482232	0,349448	0,058485
5	0,359281	0,491884	0,354953	0,062724	101	0,14724	0,334014	0,426468	0,021018
6	0,355286	0,0003	0,273169	2,9E-05	102	0,738272	0,70898	0,605774	0,31864
7	0,57505	0,386436	0,207775	0,046163	103	0,114147	0,003078	0,153885	5,37E-05
8	0,570368	0,531017	0,080266	0,024335	104	0,126511	0,385378	0,874888	0,042722
9	0,314712	0,001331	0,135576	5,64E-05	105	0,564146	0,69512	0,324	0,127608
10	0,352276	0,935721	0,068602	0,022683	106	0,221624	0,453338	0,3035	0,030465
11	0,641301	0,20009	0,239723	0,030687	107	0,527815	0,433309	0,259342	0,059562
12	0,343366	0,784805	0,096198	0,025929	108	0,297628	0,516688	0,256704	0,039537
13	0,381344	0,000245	0,191846	1,8E-05	109	0,215926	0,320639	0,281078	0,019418
14	0,498572	0,651001	0,709526	0,231628	110	0,152971	0,000579	0,570041	5,04E-05
15	0,408654	0,826774	0,335912	0,11395	111	0,312952	0,440755	0,160447	0,022202
16	0,33435	0,724538	0,367613	0,089299	112	0,219196	0,255105	0,137861	0,007697
17	0,664503	0,591585	0,656087	0,25994	113	0,185441	0,452425	0,139664	0,011706
18	0,512141	0,523245	0,840688	0,226003	114	0,224793	0,634358	0,207266	0,029637
19	0,362724	0,398276	0,296576	0,042918	115	0,432423	0,525831	0,663266	0,151278
20	0,236459	0,904997	0,236772	0,050732	116	0,407955	0,497118	0,711709	0,144129
21	0,432508	0,000296	0,30031	3,85E-05	117	0,31128	0,678999	0,433577	0,091927
22	0,701642	0,001102	0,060921	4,69E-05	118	0,207006	0,524389	0,377498	0,041018
23	0,396335	0,529499	0,199255	0,041932	119	0,603235	0,804942	0,731433	0,355161
24	0,248887	0,358448	0,272314	0,024304	120	0,176182	0,904968	0,604862	0,096318
25	0,339828	0,384798	0,208349	0,027267	121	0,292743	0,577008	0,2331	0,03927
26	0,905196	0,734857	0,149592	0,100166	122	0,207477	0,439189	0,269713	0,024652
27	0,897037	0,871654	0,07221	0,056684	123	0,209206	0,000279	0,500005	2,91E-05
28	0,557368	0,536646	0,247622	0,074001	124	0,525863	0,70213	0,421632	0,15687
29	0,122673	0,474671	0,452544	0,026431	125	0,139513	0,00566	0,035651	2,8E-05
30	0,491228	0,559637	0,211284	0,058088	126	0,478626	0,576394	0,287218	0,07942
31	0,264906	0,001229	0,215065	6,98E-05	127	0,467074	0,5429	0,175756	0,044478
32	0,182027	0,292933	0,285555	0,015272	128	0,472495	0,579926	0,100659	0,027583
33	0,750304	0,698439	0,220051	0,115594	129	0,369968	0,323298	0,339899	0,040713
34	0,221544	0,176978	0,219746	0,008578	130	0,454739	0,478523	0,48706	0,106075
35	0,468307	0,478012	0,30771	0,068806	131	0,332891	0,510977	0,443356	0,075521
36	0,303642	0,509921	0,885338	0,136881	132	0,301211	0,01679	0,692925	0,003502
37	0,139853	0,000513	0,489365	3,51E-05	133	0,175115	0,617857	0,350689	0,037947
38	0,597272	0,744035	0,179171	0,079785	134	0,221696	0,453961	0,232823	0,023491
39	0,293732	0,00145	0,516373	0,00022	135	0,26305	0,828986	0,228218	0,049818
40	0,157252	0,006792	0,115378	0,000123	136	0,511724	0,490287	0,148982	0,037285
41	0,299837	0,469906	0,310745	0,04382	137	0,188337	0,000353	0,625242	4,17E-05
42	0,311464	0,411283	0,296327	0,03795	138	0,255362	0,285953	0,1479	0,010802

43	0,253014	0,370105	0,411194	0,038602	139	0,253242	0,05474	0,085247	0,001182
44	0,265696	0,524568	0,264776	0,036971	140	0,470984	0,356155	0,141351	0,023713
45	0,636993	0,678599	0,242263	0,105225	141	0,54929	0,411797	0,092386	0,020836
46	0,476609	0,28723	0,086773	0,011893	142	0,4059	0,324263	0,116658	0,015339
47	0,389015	0,387758	0,244353	0,036722	143	0,128056	0,237363	0,155078	0,004712
48	0,181103	0,240055	0,77969	0,033992	144	0,194073	0,440345	0,167419	0,014364
49	0,676693	0,556682	0,39462	0,148913	145	0,593419	0,375601	0,251327	0,056158
50	0,736094	0,445774	0,281765	0,09262	146	0,420031	0,000273	0,318031	3,65E-05
51	0,499716	0,519234	0,404613	0,105443	147	0,28959	0,555593	0,354329	0,056977
52	0,356944	0,583485	0,303326	0,063476	148	0,186901	0,431651	0,693561	0,056131
53	0,112631	0,461471	0,024024	0,00125	149	0,278965	0,858291	0,803297	0,192996
54	0,557618	0,376449	0,288067	0,060742	150	0,622659	0,436709	0,840603	0,228933
55	0,190245	0,003387	0,17132	0,00011	151	0,389531	0,411053	0,414726	0,066398
56	0,327065	0,424064	0,573782	0,079919	152	0,356949	0,597434	0,300734	0,064162
57	0,34037	0,597944	0,436612	0,088748	153	0,154572	0,906099	0,264113	0,037029
58	0,733861	0,241625	0,294227	0,052315	154	0,214481	0,845602	0,409086	0,074344
59	0,760463	0,39039	0,208725	0,062176	155	0,154889	0,464652	0,17811	0,012828
60	0,337792	0,459773	0,192494	0,029836	156	0,248702	0,000815	0,672412	0,000136
61	0,375859	0,294002	0,575037	0,063553	157	0,285798	0,83703	0,31671	0,0758
62	0,41238	0,353485	0,350526	0,051097	158	0,177562	0,003767	0,088981	5,95E-05
63	0,611906	0,712001	0,153423	0,067131	159	0,224204	0,432394	0,317335	0,030731
64	0,294699	0,422199	0,280722	0,034895	160	0,114147	0,008473	0,193449	0,000187
65	0,301211	0,217052	0,020904	0,001372	161	0,403001	0,505246	0,305588	0,062433
66	0,256997	0,459563	0,163514	0,019287	162	0,628846	0,477866	0,088706	0,026609
67	0,090977	0,000213	0,741659	1,44E-05	163	0,308948	0,481347	0,166883	0,024794
68	0,201507	0,263787	0,354463	0,018853	164	0,704427	0,406193	0,347075	0,099577
69	0,431882	0,413148	0,714035	0,128146	165	0,565073	0,428026	0,320199	0,077297
70	0,29043	0,474271	0,528685	0,073026	166	0,319197	0,594648	0,299452	0,056924
71	0,203088	0,312223	0,293929	0,018637	167	0,331951	0,31148	0,384239	0,039695
72	0,761664	0,356803	0,0422	0,011449	168	0,516173	0,333772	0,279508	0,048334
73	0,866712	0,717242	0,07249	0,04515	169	0,575059	0,310838	0,341363	0,060881
74	0,183831	0,496867	0,419615	0,038313	170	0,146744	0,03738	0,41363	0,002268
75	0,309358	0,548735	0,294861	0,050082	171	0,39736	0,000754	0,411718	0,000123
76	0,341835	0,499892	0,267606	0,045701	172	0,379778	0,452476	0,18007	0,030955
77	0,280386	0,267317	0,307653	0,023091	173	0,104904	0,006792	0,326359	0,000231
78	0,283092	0,485023	0,509059	0,07013	174	0,669857	0,475267	0,163471	0,05224
79	0,345553	0,521948	0,230323	0,041537	175	0,604319	0,416993	0,253004	0,063768
80	0,362537	0,000718	0,117438	3,06E-05	176	0,393639	0,509368	0,456035	0,091822
81	0,237114	0,214175	0,225113	0,01144	177	0,731731	0,566277	0,257863	0,107052
82	0,225034	0,365857	0,209609	0,017284	178	0,794508	0,258171	0,16439	0,033578
83	0,301356	0,001017	0,07583	2,31E-05	179	0,623773	0,002595	0,090969	0,000148
84	0,106004	0,002053	0,275427	6E-05	180	0,248587	0,662705	0,326021	0,053735
85	0,833415	0,859128	0,395361	0,283889	181	0,410762	0,427679	0,269048	0,047191
86	0,282453	0,378521	0,307178	0,032858	182	0,756946	0,817564	0,701337	0,437087
87	0,763306	0,869062	0,594318	0,395745	183	0,550719	0,441122	0,645139	0,157211
88	0,212289	0,317708	0,374436	0,025248	184	0,162374	0,356674	0,21779	0,012668
89	0,523525	0,524206	0,23138	0,063487	185	0,306493	0,214362	0,388222	0,025559
90	0,282885	0,712245	0,263485	0,053089	186	0,245018	0,657954	0,178112	0,028776

91	0,360914	0,649879	0,327689	0,076765	187	0,159918	0,412842	0,434498	0,028799
92	0,294837	0,042787	0,577179	0,007278	188	0,048184	0,64566	0,363188	0,011254
93	0,199318	0,002406	0,130431	6,24E-05	189	0,631092	0,545086	0,524233	0,18109
94	0,277702	0,737334	0,55964	0,115322	190	0,320251	0,326405	0,291795	0,030486
95	0,751763	0,497585	0,536291	0,20205	191	0,210895	0,003387	0,208493	0,000148
96	0,343511	0,281572	0,301733	0,029249					

Legenda	
E. VRS1B	Eficiência com retornos variáveis de escala da Etapa 01 com a adoção do <i>bootstrap</i>
E. VRS2B	Eficiência com retornos variáveis de escala da Etapa 02 com a adoção do <i>bootstrap</i>
E. VRS3B	Eficiência com retornos variáveis de escala da Etapa 03 com a adoção do <i>bootstrap</i>
EGB	Eficiência Global calculada pela multiplicação das eficiências parciais (E. VRS1B, E. VRS2B, E. VRS3B)

APÊNDICE E – SCRIPT NO UTILIZADO NO SOFTWARE R-STUDIO

CARREGAMENTO DOS PACOTES

```
library(FEAR)
library(openxlsx)
library(Benchmarking)
```

```
#####
```

#CARREGAMENTO DOS DADOS

```
Dados #Totalização dos 10 anos para análise DEA em estágios (NDEA-Bootstrap)
Dados02 #Variáveis exógenas para análise em segundo estágio
Periodo01 #Dados válidos para os programas da Área 27 entre 2007-2009
Periodo02 #Dados válidos para os programas da Área 27 entre 2010-2012
Periodo03 #Dados válidos para os programas da Área 27 entre 2013-2016
```

```
#####
```

#ANÁLISE DESCRITIVA

```
summary(Dados)
summary(Periodo01)
summary(Periodo02)
summary(Periodo03)
```

```
#####
```

#DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS (NDEA - JANELA - Dados totais do período de 10 anos)

```
#Variáveis de entrada
#ESTAGIO01: DOCENTES
#ESTAGIO02: DISCENTES
#ESTÁGIO03: Títulos
#variáveis de saída
#ESTAGIO01:DISCENTES
#ESTÁGIO02:TITULADOS; ABANDONOS E DESISTÊNCIAS
#ESTÁGIO 3: PUBLICAÇÕES EM LIVROS e PUBLICAÇÕES EM PERIÓDICOS
```

```
nx11 <-t(matrix(c(Dados$x2), nrow=191, ncol=1))
ny11 <-t(matrix(c(Dados$x1), nrow=191, ncol=1))
nx12 <-t(matrix(c(Dados$x1, Dados$x3),nrow=191,ncol=2))
ny12 <-t(matrix(c(Dados$x4), nrow=191, ncol=1))
nx13 <-t(matrix(c(Dados$x4), nrow=191, ncol=1))
ny13 <-t(matrix(c(Dados$x5, Dados$x6),nrow=191,ncol=2))
```

```
#####
```

#TESTE DE *OUTLIERS* (03 etapas - NDEA)

```
tap1 <- ap(nx11, ny11, NDEL= 10)
print(cbind(tap1$imat, tap1$r0), na.print="", digit=2)
ap.plot(tap1$ratio)
```

```
tap2 <- ap(nx12, ny12, NDEL= 10)
print(cbind(tap2$imat, tap2$r0), na.print="", digit=2)
ap.plot(tap2$ratio)
```

```
tap3 <- ap(nx13, ny13, NDEL= 10)
print(cbind(tap3$imat, tap3$r0), na.print="", digit=2)
ap.plot(tap3$ratio)
```

```
#####
```

#SUPER-EFICIÊNCIA para as três etapas - NDEA (PACOTE BENCHMARKING)

```
xse11 <-cbind(Dados$x1)
```

```

xse12 <- cbind(Dados$x2,Dados$x3)
xse13 <- cbind(Dados$x4)
yse11 <- cbind(Dados$x2)
yse12 <- cbind(Dados$x4)
yse13 <- cbind(Dados$x5,Dados$x6)

#SUPER EFFICIENCY, CRS - OUTPUT
dea11 <- dea(xse11,yse11, RTS="vrs", ORIENTATION="out")
dea12 <- dea(xse12,yse12, RTS="vrs", ORIENTATION="out")
dea13 <- dea(xse13,yse13, RTS="vrs", ORIENTATION="out")

se11 <- sdea(xse11,yse11, RTS="vrs", ORIENTATION="out")
se12 <- sdea(xse12,yse12, RTS="vrs", ORIENTATION="out")
se13 <- sdea(xse13,yse13, RTS="vrs", ORIENTATION="out")

dfse11 <- data.frame(Dados$IES,Dados$CÓDIGO,dea11$eff,se11$eff,dea14$eff,
  si11$eff)
dfse12 <- data.frame(Dados$IES,Dados$CÓDIGO,dea12$eff,se12$eff,dea15$eff,
  si12$eff)
dfse13 <- data.frame(Dados$IES,Dados$CÓDIGO,dea13$eff,se13$eff,dea16$eff,
  si13$eff)
write.xlsx(dfse11,"supereff11.xlsx")
write.xlsx(dfse12,"supereff12.xlsx")
write.xlsx(dfse13,"supereff13.xlsx")

#####
#Teste de Modelo para as três etapas - NDEA - (BOGETOFT E OTTO, 2011)

#Teste - Etapa 01
Ec11 <- 1/dea(nx11,ny11, RTS=3)
Ev11 <- 1/dea(nx11,ny11, RTS=1)
sum(Ec11)/sum(Ev11)
Bc11 <- boot.sw98(nx11,ny11,NREP=2000,RTS=3)
Bv11 <- boot.sw98(nx11,ny11,NREP=2000,RTS=1,XREF=nx11,YREF=ny11,DREF=1/Ec11)
s11 <- colSums(1/Bc11$boot)/colSums(1/Bv11$boot)
q11 <- quantile(s11,c(1,2,5,10,15,30,50)/100.0)
critValue(s11,0.05)
q11

#Teste - Etapa 02
Ec12 <- 1/dea(nx12,ny12, RTS=3)
Ev12 <- 1/dea(nx12,ny12, RTS=1)
sum(Ec12)/sum(Ev12)
Bc12 <- boot.sw98(nx12,ny12,NREP=2000,RTS=3)
Bv12 <- boot.sw98(nx12,ny12,NREP=2000,RTS=1,XREF=nx12,YREF=ny12,DREF=1/Ec12)
s12 <- colSums(1/Bc12$boot)/colSums(1/Bv12$boot)
q12 <- quantile(s12,c(1,2,5,10,15,30,50)/100.0)
q12
critValue(s12,0.05)

#Teste - Etapa 03
Ec13 <- 1/dea(nx13,ny13, RTS=3)
Ev13 <- 1/dea(nx13,ny13, RTS=1)
sum(Ec13)/sum(Ev13)
Bc13 <- boot.sw98(nx13,ny13,NREP=2000,RTS=3)
Bv13 <- boot.sw98(nx13,ny13,NREP=2000,RTS=1,XREF=nx13,YREF=ny13,DREF=1/Ec13)
s13 <- colSums(1/Bc13$boot)/colSums(1/Bv13$boot)

```

```

q13 <- quantile(s13,c(1,2,5,10,15,30,50)/100.0)
q13
critValue(s13,0.05)

#####
#CÁLCULO NDEA EM 3 ETAPAS

#NDEA - VRS
n1 <-dea(nx11,ny11,RTS=1,ORIENTATION=2)
n2 <-dea(nx12,ny12,RTS=1,ORIENTATION=2)
n3 <-dea(nx13,ny13,RTS=1,ORIENTATION=2)

#NDEA - CRS
n4 <-dea(nx11,ny11,RTS=3,ORIENTATION=2)
n5 <-dea(nx12,ny12,RTS=3,ORIENTATION=2)
n6 <-dea(nx13,ny13,RTS=3,ORIENTATION=2)

isoa <- Dados$x5/Dados$x4
isob <- Dados$x6/Dados$x4
isoc <- Dados$x2/Dados$x4
isod <- Dados$x2/Dados$x4

#GRÁFICOS DE EFICIÊNCIA POR ETAPA

dea.plot(Dados$x2,Dados$x1, RTS="vrs", txt=TRUE,
         xlab = "Docentes", ylab = "Discentes")
grid(lty ="dotted")

dea.plot(Dados$x2,Dados$x4, RTS="vrs", txt=TRUE,
         xlab = "Docentes", ylab = "Discentes")
grid(lty ="dotted")

dea.plot.isoquant(isoc, isod, RTS="vrs", txt=TRUE, xlim = c(0, 4500),
                 ylim = c(0, 4000), xlab = "Matriculados/ Titulados",
                 ylab = "Abandonos e Desligamentos/ Titulados")
grid(lty ="dotted")

dea.plot.transform(Dados$x6, Dados$x5, RTS="vrs", txt=TRUE,
                  xlab = "Publicações em Periódico",
                  ylab = "Publicações em Livros")
grid(lty ="dotted")
#####
#CÁLCULO NDEA COM BOOTSTRAP PARA CADA UMA DAS 03 ETAPAS

#CÁLCULO NDEA - VRS
nb1<-boot.sw98(nx11,ny11,RTS=1,ORIENTATION=2,NREP=2000,OUTPUT.FARRELL=TRUE)
nb2<-boot.sw98(nx12,ny12,RTS=1,ORIENTATION=2,NREP=2000,OUTPUT.FARRELL=TRUE)
nb3<-boot.sw98(nx13,ny13,RTS=1,ORIENTATION=2,NREP=2000,OUTPUT.FARRELL=TRUE)

#CÁLCULO NDEA - CRS
nb4<-boot.sw98(nx11,ny11,RTS=3,ORIENTATION=2,NREP=2000,OUTPUT.FARRELL=TRUE)
nb5<-boot.sw98(nx12,ny12,RTS=3,ORIENTATION=2,NREP=2000,OUTPUT.FARRELL=TRUE)
nb6<-boot.sw98(nx13,ny13,RTS=3,ORIENTATION=2,NREP=2000,OUTPUT.FARRELL=TRUE)

#CÁLCULO NDEA - EFICIÊNCIA GLOBAL
EG <- 1/(n1*n2*n3)

#CÁLCULO NDEA - Eficiência Global com bootstrap
EGB <- 1/(nb1$dhat.bc*nb2$dhat.bc*nb3$dhat.bc)

```

```

#EXPORTAR DADOS PARA O EXCEL
dfn <- data.frame(Dados$IES, Dados$CÓDIGO, n1, n4, n2, n5, n3, n6, EGB, nb1$dhat.bc,
nb4$dhat.bc, nb2$dhat.bc, nb5$dhat.bc, nb3$dhat.bc, nb6$dhat.bc, EGB)
dfv <- data.frame(Dados$IES, Dados$CÓDIGO, nb1$dhat.bc, nb1$bias, nb2$dhat.bc,
nb2$bias, nb3$dhat.bc, nb3$bias, nb4$dhat.bc, nb4$bias, nb5$dhat.bc, nb5$bias,
nb6$dhat.bc, nb6$bias)

write.xlsx(dfn,"RN.xlsx")
write.xlsx(dfv,"vies etapas.xlsx")

#CORRELAÇÃO ENTRE AS NOTAS CAPES E A EFICIÊNCIA GLOBAL
# TESTE DE SPEARMAN
library(fBasics)
spearmanTest(EGB, Dados$Notas, title = NULL, description = NULL)

#####
#ANÁLISE DE SEGUNDO ESTÁGIO
library("Benchmarking")
library("AER")
library("truncnorm")

#regressão (teta) = z(beta) + (Mi)

#Etapa 01: calcular o valor de ETA para a regressão:
#(ETA) = z*(gama)+(Desvio-Padrão)
eta <- -1/EGB
mean(eta)

reglinha <- lm(EGB ~Dados02$LAT+Dados02$LONG+Dados02$MOD+Dados02$GRAU+
Dados02$STATUS+Dados02$IDADE)

reglinha

# Etapa 02: 1ª regressão sem bootstrap com as variáveis ambientais:
#Localização (latitude e longitude)
#MODALIDADE: Acadêmico (0); Profissional (1)
#STATUS:(0) Público; (1) Privado
#GRAU: (0) Mestrado; (1) Mestrado/Doutorado;(2) Doutorado
#IDADE
etobit <- tobit(EGB~Dados02$LAT+Dados02$LONG+
Dados02$MOD+Dados02$GRAU+Dados02$STATUS+
Dados02$IDADE, left=0 , right=1, data=Dados02)

#Erro
DE <- residuals(etobit)
#Desvio-Padrão do Erro
DPE <-sqrt(var(DE))
#criação de variável com os dados tobits antes do bootstrap
Dadospredito <- fitted(etobit)

#Etapa 2:Produção de resíduos artificiais e novas eficiências*:
deartfi<- rtruncnorm(1, a=1-Dadospredito, b=Inf, mean = 0, sd = DPE)
d_eta_est<-Dadospredito+deartfi
newtobit<-tobit(d_eta_est~Dados02$LAT+Dados02$LONG+Dados02$MOD+Dados02$GRAU+
Dados02$STATUS+Dados02$IDADE, left=1, right=Inf, data=Dados02)

#Etapa 3: Encontrar a estimativa gama*para o desvio padrão do erro

```

```

gamma_est<-coef(newtobit)
s_w<-sqrt(var(residuals(newtobit)))

#Etapa 04: aplicar o bootstrap para repetir os passos anteriores 2000 vezes de
#modo a criar a matriz dos dados:

Dest<-cbind(Dados02$LAT,Dados02$LONG,Dados02$MOD,Dados02$GRAU,Dados02$STATUS,
            Dados02$IDADE)
Dest
head(Dest)
L=2000
G<-cbind(rep(0, L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L),
         rep(0,L))
H<-matrix(data = 0, nrow = 191, ncol = L, byrow = FALSE,
          dimnames = NULL)
G[1,]<-cbind(t(gamma_est), s_w)

for (i in 1:L) {

  deartfi <- rtruncnorm(1, a=1-Dadospredito, b=Inf, mean = 0, sd = DPE)
  d_eta_est <- Dadospredito + deartfi
  newtobit <- tobit(d_eta_est~Dados02$LAT+Dados02$LONG+
                  Dados02$MOD+Dados02$GRAU+Dados02$STATUS+
                  Dados02$IDADE, left=1, right=Inf, data=Dados02)
  gamma_est <- coef(newtobit)
  az <-fitted(newtobit)
  s_w <- sqrt(var(residuals(newtobit)))
  G[i,] <- cbind(t(gamma_est), s_w)
  H[,i] <- cbind(az)

}

head(G)

# calcular as médias e variância de cada coluna G
#para construir os intervalos de confianças dos parametros
medias <- rep(0,8)
desvios <- rep(0,8)
intervalo <- data.frame(cbind(rep(0,8),rep(0,8)))
names(intervalo) <- cbind("Inferior", "Superior")
rownames(intervalo) <- rbind("Intercepto", "Latitude", "Longitude",
                             "Modalidade", "Status", "GRAU", "Idade",
                             "Desvio do erro")

for (i in 1:8) {

  medias[i] <- mean(G[,i])
  desvios[i] <- sqrt(var(G[,i]))
  erro <- qnorm(0.95)*desvios[i]/sqrt(L)
  intervalo[i,1]<- medias[i]-erro
  intervalo[i,2]<- medias[i]+erro

}

intervalo

names(medias) <- cbind("Intercepto", "Latitude", "Longitude",

```

```

"Modalidade", "Status", "GRAU", "Idade",
"Desvio do erro")

medias
erro

#Efeito marginal médio para todas as DMUs
mmarginal<-cbind(rep(0, L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L),rep(0,L))

for (i in 1:2000) {
mmlat <-mean(medias[2] * (pnorm((1-H[,i])/medias[8]) - pnorm(-H[,i]/medias[8])))
mmlong<-mean(medias[3] * (pnorm((1-H[,i])/medias[8]) - pnorm(-H[,i]/medias[8])))
mmod <-mean(medias[4] * (pnorm((1-H[,i])/medias[8]) - pnorm(-H[,i]/medias[8])))
mstat<-mean(medias[5] * (pnorm((1-H[,i])/medias[8]) - pnorm(-H[,i]/medias[8])))
mmgrau<-mean(medias[6] * (pnorm((1-H[,i])/medias[8]) - pnorm(-H[,i]/medias[8])))
mmidad<-mean(medias[7] * (pnorm((1-H[,i])/medias[8]) - pnorm(-H[,i]/medias[8])))
mmarginal[i,] <- cbind(mmlat,mmlong, mmod, mstat, mmgrau, mmidad)
}
mean(mmarginal[,1])
mean(mmarginal[,2])
mean(mmarginal[,3])
mean(mmarginal[,4])
mean(mmarginal[,5])
mean(mmarginal[,6])

#####
#TESTE DE OUTLIERS PARA OS TRÊS PERÍODOS
#DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

tx1 <- t(matrix(c(Periodo01$x11,Periodo01$x12,Periodo01$x13),nrow=102,ncol=3))
tx2 <- t(matrix(c(Periodo02$x21,Periodo02$x22,Periodo02$x23),nrow=122,ncol=3))
tx3 <- t(matrix(c(Periodo03$x31,Periodo03$x32,Periodo03$x33),nrow=183,ncol=3))
ty1 <- t(matrix(c(Periodo01$x14,Periodo01$x15,Periodo01$x16),nrow=102,ncol=3))
ty2 <- t(matrix(c(Periodo02$x24,Periodo02$x25,Periodo02$x26),nrow=122,ncol=3))
ty3 <- t(matrix(c(Periodo03$x34,Periodo03$x35,Periodo03$x36),nrow=183,ncol=3))

tap1 <- ap(tx1, ty1, NDEL= 10)
print(cbind(tap1$imat,tap1$r0), na.print="", digit=2)
ap.plot(tap1$ratio)

tap2 <- ap(tx2, ty2, NDEL= 10)
print(cbind(tap2$imat,tap2$r0), na.print="", digit=2)
ap.plot(tap2$ratio)

tap3 <- ap(tx3, ty3, NDEL= 10)
print(cbind(tap3$imat,tap3$r0), na.print="", digit=2)
ap.plot(tap3$ratio)

#####
#SUPEREFICIÊNCIA PARA OS TRÊS PERÍODOS (PACOTE BENCHMARKING)

xse1 <-cbind(Periodo01$x11,Periodo01$x12,Periodo01$x13)
xse2 <-cbind(Periodo02$x21,Periodo02$x22,Periodo02$x23)
xse3 <-cbind(Periodo03$x31,Periodo03$x32,Periodo03$x33)
yse1 <-cbind(Periodo01$x14,Periodo01$x15,Periodo01$x16)
yse2 <-cbind(Periodo02$x24,Periodo02$x25,Periodo02$x26)
yse3 <-cbind(Periodo03$x34,Periodo03$x35,Periodo03$x36)

```

```

#super efficiency, crs - output
dea01 <-dea(xse1,yse1, RTS="crs", ORIENTATION="out")
dea02 <-dea(xse2,yse2, RTS="crs", ORIENTATION="out")
dea03 <-dea(xse3,yse3, RTS="crs", ORIENTATION="out")

se1 <- sdea(xse1,yse1, RTS="crs", ORIENTATION="out")
se2 <- sdea(xse2,yse2, RTS="crs", ORIENTATION="out")
se3 <- sdea(xse3,yse3, RTS="crs", ORIENTATION="out")

dfse1 <- data.frame(Periodo01$IES,Periodo01$CÓDIGO,dea01$eff,se1$eff,dea04$eff,
  si1$eff)
dfse2 <- data.frame(Periodo02$IES,Periodo02$CÓDIGO,dea02$eff,se2$eff,dea05$eff,
  si2$eff)
dfse3 <- data.frame(Periodo03$IES,Periodo03$CÓDIGO,dea03$eff,se3$eff,dea06$eff,
  si3$eff)
write.xlsx(dfse1,"supereff1.xlsx")
write.xlsx(dfse2,"supereff2.xlsx")
write.xlsx(dfse3,"supereff3.xlsx")

#####
#TESTE DE MODELO PARA OS PERÍODOS

#TESTE - PERIODO01
Ec1 <- 1/dea(tx1,ty1, RTS=3)
Ev1 <- 1/dea(tx1,ty1, RTS=1)
sum(Ec1)/sum(Ev1)
Bc1 <- boot.sw98(tx1,ty1,NREP=2000,RTS=3)
Bv1 <- boot.sw98(tx1,ty1,NREP=2000,RTS=1,XREF=tx1,YREF=ty1,DREF=1/Ec1)
s1 <- colSums(1/Bc1$boot)/colSums(1/Bv1$boot)
q1 <- quantile(s1,c(1,2,5,10,15,30,50)/100.0)
critValue(s1,0.05)

#TESTE - PERIODO02
Ec2 <- 1/dea(tx2,ty2, RTS=3)
Ev2 <- 1/dea(tx2,ty2, RTS=1)
sum(Ec2)/sum(Ev2)
Bc2 <- boot.sw98(tx2,ty2,NREP=2000,RTS=3)
Bv2 <- boot.sw98(tx2,ty2,NREP=2000,RTS=1,XREF=tx2,YREF=ty2,DREF=1/Ec2)
s2 <- colSums(1/Bc2$boot)/colSums(1/Bv2$boot)
q2 <- quantile(s2,c(1,2,5,10,15,30,50)/100.0)
critValue(s2,0.05)

#TESTE - PERIODO03
Ec3 <- 1/dea(tx3,ty3, RTS=3)
Ev3 <- 1/dea(tx3,ty3, RTS=1)
sum(Ec3)/sum(Ev3)
Bc3 <- boot.sw98(tx3,ty3,NREP=2000,RTS=3)
Bv3 <- boot.sw98(tx3,ty3,NREP=2000,RTS=1,XREF=tx3,YREF=ty3,DREF=1/Ec3)
s3 <- colSums(1/Bc3$boot)/colSums(1/Bv3$boot)
q3 <- quantile(s3,c(1,2,5,10,15,30,50)/100.0)
critValue(s3,0.05)

#####
#ÍNDICE DE MALMQUIST (MATTOS E TERRA, 2015)

b1crs <-boot.sw98(tx1,ty1,RTS=2,ORIENTATION=2,NREP=2000)
b2crs <-boot.sw98(tx2,ty2,RTS=2,ORIENTATION=2,NREP=2000)
b3crs <-boot.sw98(tx3,ty3,RTS=2,ORIENTATION=2,NREP=2000)

```



```

b12crs<-boot.sw98(tx1, ty1, RTS = 2, ORIENTATION = 2, XREF = tx2, YREF = ty2)
b21crs<-boot.sw98(tx2, ty2, RTS = 2, ORIENTATION = 2, XREF = tx1, YREF = ty1)
b23crs<-boot.sw98(tx2, ty2, RTS = 2, ORIENTATION = 2, XREF = tx3, YREF = ty3)
b32crs<-boot.sw98(tx3, ty3, RTS = 2, ORIENTATION = 2, XREF = tx2, YREF = ty2)

r11 <-sqrt(b12crs$dhat.bc/b1crs$dhat.bc)
r12 <-sqrt(b2crs$dhat.bc/b21crs$dhat.bc)
r23 <-sqrt(b23crs$dhat.bc/b2crs$dhat.bc)
r32 <-sqrt(b3crs$dhat.bc/b32crs$dhat.bc)

dfr11 <- data.frame(Periodo01$IES,Periodo01$CÓDIGO,r11,b1crs$dhat.bc)
dfr12 <- data.frame(Periodo02$IES,Periodo02$CÓDIGO,r12,b2crs$dhat.bc)
dfr23 <- data.frame(Periodo02$IES,Periodo02$CÓDIGO,r23,b2crs$dhat.bc)
dfr32 <- data.frame(Periodo03$IES,Periodo03$CÓDIGO,r32,b3crs$dhat.bc)
write.xlsx(dfr12,"dfr12.xlsx")
write.xlsx(dfr23,"dfr23.xlsx")
write.xlsx(dfr32,"dfr32.xlsx")
write.xlsx(dfr11,"dfr11.xlsx")
#####
#GRÁFICOS

#Caixas para DEA determinístico e DEA-Bootstrap
boxplot(n1,1/nb1$dhat.bc, xlab = "Distribuição - Etapa 01",
        ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", ylim = c(0, 1))
boxplot(n2,1/nb2$dhat.bc, xlab = "Distribuição - Etapa 02",
        ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", ylim = c(0, 1))
boxplot(n3,1/nb3$dhat.bc, xlab = "Distribuição - Etapa 03",
        ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", ylim = c(0, 1))
boxplot(EG,1/EGB, xlab = "Distribuição - Eficiência Global",
        ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", ylim = c(0, .2))

#Plotagem gráficos de eficiência com bootstrap

plot(1/nb1$dhat,ylim=c(0,1.1), xlab = "DMUs", ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", xlim =
c(0,191) )
points(1/nb1$dhat.bc,pch=5)
for ( i in 1:191 )lines(rep(i,2),1/nb1$conf.int[i,],type="o",pch=3)
grid(lty = "dotted")

plot(1/nb2$dhat,ylim=c(0,1.1), xlab = "DMUs", ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", xlim =
c(0,191) )
points(1/nb2$dhat.bc,pch=5)
for ( i in 1:191 )lines(rep(i,2),1/nb2$conf.int[i,],type="o",pch=3)
grid(lty = "dotted")

plot(1/nb3$dhat,ylim=c(0,1.1),xlab = "DMUs", ylab="Efficiency (VRS) - Output Orientation", xlim =
c(0,191) )
points(1/nb3$dhat.bc,pch=5)
for ( i in 1:191 )lines(rep(i,2),1/nb3$conf.int[i,],type="o",pch=3)
grid(lty = "dotted")

```