

Marinho, Alexandre

Working Paper

Avaliação da evolução da eficiência e da produtividade em transplantes de órgãos no Brasil

Texto para Discussão, No. 3075

Provided in Cooperation with:

Institute of Applied Economic Research (ipea), Brasília

Suggested Citation: Marinho, Alexandre (2025) : Avaliação da evolução da eficiência e da produtividade em transplantes de órgãos no Brasil, Texto para Discussão, No. 3075, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), Brasília, <https://doi.org/10.38116/td3075-port>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/311612>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.



<https://creativecommons.org/licenses/by/2.5/br/>

TEXTO PARA DISCUSSÃO

3075

**AVALIAÇÃO DA EVOLUÇÃO DA
EFICIÊNCIA E DA PRODUTIVIDADE
EM TRANSPLANTES DE ÓRGÃOS
NO BRASIL**

ALEXANDRE MARINHO



**AVALIAÇÃO DA EVOLUÇÃO DA
EFICIÊNCIA E DA PRODUTIVIDADE
EM TRANSPLANTES DE ÓRGÃOS
NO BRASIL**

ALEXANDRE MARINHO¹

1. Técnico de planejamento e pesquisa na Diretoria de Estudos e Políticas Sociais do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Disoc/Ipea); e professor associado na Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade do Estado do Rio de Janeiro (FCE/Uerj).
E-mail: alexandre.marinho@ipea.gov.br.

Governo Federal

Ministério do Planejamento e Orçamento

Ministra Simone Nassar Tebet

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada ao Ministério do Planejamento e Orçamento, o Ipea fornece suporte técnico e institucional às ações governamentais – possibilitando a formulação de inúmeras políticas públicas e programas de desenvolvimento brasileiros – e disponibiliza, para a sociedade, pesquisas e estudos realizados por seus técnicos.

Presidenta

LUCIANA MENDES SANTOS SERVO

Diretor de Desenvolvimento Institucional

FERNANDO GAIGER SILVEIRA

**Diretora de Estudos e Políticas do Estado,
das Instituições e da Democracia**

LUSENI MARIA CORDEIRO DE AQUINO

Diretor de Estudos e Políticas Macroeconômicas

CLÁUDIO ROBERTO AMITRANO

**Diretor de Estudos e Políticas Regionais,
Urbanas e Ambientais**

ARISTIDES MONTEIRO NETO

**Diretora de Estudos e Políticas Setoriais,
de Inovação, Regulação e Infraestrutura**

FERNANDA DE NEGRI

Diretor de Estudos e Políticas Sociais

CARLOS HENRIQUE LEITE CORSEUIL

Diretor de Estudos Internacionais

FÁBIO VÉRAS SOARES

Chefe de Gabinete

ALEXANDRE DOS SANTOS CUNHA

**Coordenadora-Geral de Imprensa e
Comunicação Social**

GISELE AMARAL

Ouvidoria: <https://www.ipea.gov.br/ouvidoria>

URL: <https://www.ipea.gov.br>

Texto para Discussão

Publicação seriada que divulga resultados de estudos e pesquisas em desenvolvimento pelo Ipea com o objetivo de fomentar o debate e oferecer subsídios à formulação e avaliação de políticas públicas.

© Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – **ipea** 2025

Marinho, Alexandre

Avaliação da evolução da eficiência e da produtividade em transplantes de órgãos no Brasil / Alexandre Marinho. – Rio de Janeiro: Ipea, 2025.

34 p. – (Texto para Discussão ; n. 3075).

Inclui Bibliografia

ISSN 1415-4765

1. Transplante de Órgãos. 2. Eficiência. 3. Produtividade. 4. Análise Envoltória de Dados. 5. Índice de Malmquist. 6. Bootstrap. 7. Sistema Nacional de Transplantes I. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada. II. Título.

CDD 362.19795

Ficha catalográfica elaborada por Elizabeth Ferreira da Silva CRB-7/6844.

Como citar:

MARINHO, Alexandre. Avaliação da evolução da eficiência e da produtividade em transplantes de órgãos no Brasil. Rio de Janeiro: Ipea, jan. 2025. 34 p. (Texto para Discussão, n. 3075). DOI: <http://dx.doi.org/10.38116/td3075-port>

JEL: C14;C61; D61; I18.

As publicações do Ipea estão disponíveis para *download* gratuito nos formatos PDF (todas) e EPUB (livros e periódicos).

Acesse: <https://repositorio.ipea.gov.br/>.

As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e inteira responsabilidade dos autores, não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada ou do Ministério do Planejamento e Orçamento.

É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. Reproduções para fins comerciais são proibidas.

SUMÁRIO

SINOPSE	
ABSTRACT	
1 INTRODUÇÃO	6
2 METODOLOGIA.....	8
2.1 A transformação de doador potencial em doador efetivo	8
2.2 DEA	9
2.3 O índice de Malmquist.....	18
3 AS BASES DE DADOS.....	22
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS DA DEA	25
5 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO ÍNDICE DE MALMQUIST	28
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	30
REFERÊNCIAS	31

SINOPSE

O Brasil possui um dos mais extensos programas públicos de transplante de órgãos e tecidos do mundo, e o Sistema Único de Saúde (SUS) oferece, gratuitamente para os brasileiros todos os procedimentos envolvidos na doação de órgãos, transplantes e pós-transplantes. Apesar da relevância do assunto e da existência de filas consideráveis para transplantes, as avaliações da eficiência e da produtividade do processo de doação-transplante ainda são incomuns no Brasil e no exterior. Este estudo tem como objetivo avaliar a evolução da eficiência e da produtividade no processo de doação de órgãos e transplantes nos estados brasileiros e no Distrito Federal, na transformação de potenciais doadores cadáveres de órgãos em doadores efetivos, no período que vai de 2013 a 2021. Aplicamos a Análise Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis – DEA) e o índice de Malmquist (IM), em conjunto com a técnica de reamostragem conhecida como Bootstrap, aos dados disponibilizados pela Associação Brasileira de Transplantes de Órgãos (ABTO). Há grandes heterogeneidades na amostra e estimamos que existem elevadas possibilidades de incrementar a eficiência e a produtividade na transformação de doadores potenciais em doadores efetivos.

Palavras-chave: transplante de órgãos; eficiência; produtividade; Análise Envoltória de Dados; índice de Malmquist; Bootstrap; Sistema Nacional de Transplantes.

ABSTRACT

Brazil has one of the most extensive public program for organ transplantation in the world, and the Brazilian National Health System (SUS) provides full coverage procedures related to organ donation, transplants, and post-transplant. Despite the relevance of the subject and the existence of long waiting lines, transplantation process efficiency and productivity assessments are still uncommon in Brazil. This study aims to evaluate the efficiency and productivity of the Brazilian states and the Federal District in transforming potential organ donors into actual donations. We applied Data Envelopment Analysis (DEA) and the Malmquist Index in conjunction with the Bootstrap technique, using organ transplantation data from 2013-2021.

Keywords: organ transplantation; efficiency; productivity; Data Envelopment Analysis; Malmquist Index; Bootstrap; Sistema Nacional de Transplantes.

1 INTRODUÇÃO

Os transplantes de órgãos são a única alternativa terapêutica de longo prazo com sobrevida elevada e boa qualidade de vida em casos de falências de alguns órgãos vitais. Vários órgãos e tecidos podem ser transplantados: rim, fígado, pâncreas, pulmão, coração, córnea, esclera, intestino, ossos, pele etc. No mundo, o primeiro transplante bem-sucedido foi o de rim, realizado em 1954 nos Estados Unidos (Garcia *et al.*, 2006, cap. 1). No Brasil, foi também um transplante de rim, que ocorreu em 1965 (Garcia *et al.*, 2006, cap. 2).

O Brasil tem um dos maiores e mais abrangentes programas públicos de transplantes de órgãos e tecidos do mundo, o Sistema Nacional de Transplantes (SNT) que é um dos componentes mais importantes do Sistema Único de Saúde (SUS). Em sua página na internet, o SNT informa que, aproximadamente 88% dos transplantes de órgãos feitos no Brasil ocorrem no âmbito do SNT.¹ Apesar da indiscutível relevância do SNT o Registro Brasileiro de Transplantes (RBT) da Associação Brasileira de Transplantes de Órgãos (ABTO) informa a presença de 48.673 pacientes adultos ativos em listas de espera por transplantes no Brasil em dezembro de 2021 (RBT, 2021, p. 23). Não há dados oficiais livremente disponíveis sobre tempo de espera nas listas no Brasil. Marinho (2006) e Marinho, Cardoso e Almeida (2010) apresentam estimativas, baseadas em modelo da Teoria das Filas (*Queueing Theory*) que apontavam prazos de espera bastante longos, superiores a um ano para grande parte dos órgãos.

A Constituição Federal Brasileira de 1988, em seu artigo 37, determina que a eficiência na prestação de serviços públicos é obrigatória. No *caput* do referido artigo, consta que: “A administração pública direta e indireta de qualquer dos Poderes da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios obedecerá aos princípios de legalidade, impessoalidade, moralidade, publicidade e eficiência” (Brasil, 1988). Consoante o mandato constitucional, avaliamos a eficiência de transformação de doadores potenciais em doadores efetivos, ou seja, que efetivamente tiveram órgãos transplantados no Brasil.

Dito de modo mais específico, este *Texto para Discussão* objetiva avaliar a eficiência na transformação de potenciais doadores cadáveres em doadores efetivos, ou seja, avaliar em que medida os órgãos disponíveis para transplantes são efetivamente transplantados nas Unidades da Federação (UFs) que compõem o SNT. As metodologias utilizadas para avaliação de eficiência e de produtividade são baseadas em modelos de

1. Disponível em: <https://www.gov.br/saude/pt-br/composicao/saes/snt#:~:text=O%20Brasil%20possui%20o%20maior,95%25%20dos%20transplantes%20no%20pa%C3%ADs>.

programação matemática: A Análise Envolvória de Dados (Data Envelopment Analysis – DEA) e o índice de Malmquist (IM).

O uso desses métodos, embora bastante disseminado em saúde em geral,² é pouco aplicado em transplantes no Brasil. Entre as referências bibliográficas usando a DEA ou o IM aplicados em transplantes de órgãos no Brasil temos os trabalhos de Marinho e Araujo (2021), que utiliza a DEA para avaliar o aproveitamento de potenciais doadores de órgãos; Siqueira e Araújo (2018), que utiliza a DEA para avaliar transplantes renais; Costa, Balbinotto Neto e Sampaio (2014) que usa o o IM para avaliar transplantes renais; e Marinho e Cardoso (2007) aplicando a DEA aos gastos com transplantes de órgão em geral. O trabalho pioneiro usando a DEA em transplantes é Ozcan, Begun e McKinney (1999). Para uma revisão da literatura concernente ao tema ver Siqueira *et al.* (2016).

De acordo com Knish *et al.* (2015), “No Brasil, assim como em outros países, não há instrumentos de qualidade para mensurar e avaliar o processo de doação e transplantes”. Dada as restrições de recursos no SUS e de órgãos para transplantes, as perdas de órgãos transplantáveis e a existência de longas listas de espera, é importante avaliar a eficiência nas atividades de transplantes no Brasil e verificar se o desempenho do SNT tem melhorado, ou não, ao longo do tempo.

No Brasil, os transplantes de órgãos e tecidos são coordenados pela Coordenação Geral do Sistema Nacional de Transplantes (CGSNT), com a gestão descentralizada para os estados e o Distrito Federal (DF) e executada pelas secretarias estaduais de saúde, em suas centrais de notificação, captação e distribuição de órgãos (CNCDOs), também chamadas centrais estaduais de transplante. As estruturas do SNT nos estados e no DF podem ter impactos significativos no processo de transformação de doadores efetivos em doadores potenciais. As comissões intra-hospitalares para doação de órgãos e tecidos (CIHDOTTs) e as organizações de procura de órgãos (OPOs) fazem parte dessas estruturas, com distribuição, conformações e desempenhos bastante diferentes em cada UF, as quais têm autonomia para escolher a estrutura de seus sistemas de captação de doadores. Duarte (2019) e Andrade *et al.* (2018), Sarlo *et al.* (2016), Manyalich *et al.* (2011) apontam que as CIHDOTTs são originárias do “modelo espanhol”, enquanto as OPOs seriam oriundas de um “modelo americano”. Ambos os modelos não são necessariamente excludentes, e, no Brasil, as duas configurações são observadas, sem que haja regras impositivas para adoção de um modelo ou de outro.

2. Ver Marinho, Cardoso e Almeida (2020) e Ozcan (2014).

Por essa razão, e pelas restrições na disponibilidade de dados, a avaliação de eficiência que vamos realizar terá, como unidades tomadoras de decisão (*decision making units* – DMUs), as UFs, compreendendo os estados e o DF, perfazendo, inicialmente, 27 unidades. Seis estados (Amapá, Mato Grosso, Rondônia, Roraima, Sergipe e Tocantins) com atividade transplantadora muito baixa, ou dados nulos em um dos anos de estudo (2013 e 2021) foram retirados da amostra, de modo que nosso estudo alcançou 21 UFs. Os dados sobre transplantes foram coletados no RBT/ABTO de 2013 e 2021 (RBT, 2013; 2021), que disponibilizam dados sobre transplantes de órgãos e tecidos amplamente utilizados por pesquisadores, acadêmicos, gestores e pela comunidade transplantadora em geral.³

Após esta introdução, a seção 2 descreve a metodologia de programação matemática conhecida como DEA, o método de cálculo de produtividade conhecido com IM; e o método de reamostragem conhecido como Bootstrap, que serão utilizados na avaliação da eficiência nos modelos. A seção 3 descreve as bases de dados e os critérios utilizados para escolher os modelos de cálculo de escores de eficiência e de produtividade utilizados neste estudo. A seção 4 avalia os escores de eficiência calculados com a DEA. Na seção 5, avaliamos os resultados obtidos com o IM. A seção 6 apresenta nossas considerações finais.

É importante assinalar que a capacidade de transformação de doadores potenciais em doadores efetivos foi negativamente impactada pela epidemia da covid-19 de modo ainda não perfeitamente esclarecido. Como insumos e produtos foram afetados, não há, no momento, condições de avaliar os impactos finais da pandemia sobre a produtividade do SNT em 2021. Pretendemos voltar a esse problema em pesquisas posteriores que, esperamos, poderão se beneficiar de novos dados e informações.

2 METODOLOGIA

2.1 A transformação de doador potencial em doador efetivo

É importante esclarecer que um mesmo indivíduo pode doar diversos órgãos e tecidos (coração, córnea, esclera, fígado, intestino, ossos, pâncreas, pele, pulmão, rim etc.), o que faz com que um doador efetivo possa gerar diversos enxertos transplantáveis.

3. A ABTO se identifica como “uma sociedade médica civil, sem fins lucrativos, que tem como objetivo principal estimular o desenvolvimento de todas as atividades relacionadas com transplantes de órgãos no Brasil, contribuindo para o estabelecimento de normas, além de criação e aperfeiçoamento de legislações relacionadas ao assunto”. Disponível em: <https://site.abto.org.br/>.

Então, registramos os doadores em potencial como um dos *inputs* – os outros *inputs* são a quantidade de equipes transplantadoras e a de leitos disponíveis de unidades de tratamento intensivo (UTIs) – e cada doador efetivo como uma unidade de *output*, em cada UF em 2013 e 2021. Nossa abordagem – de avaliar a transformação de doadores potenciais em doadores efetivos que tiveram órgãos transplantados – é diferente de uma alternativa que envolva a avaliar a quantidade total de transplantes realizados em cada UF. Com essa opção, evitamos, neste texto, o problema de também ter de investigar a capacidade de aproveitamento final (o transplante) dos diferentes órgãos e tecidos de cada doador, que é um problema multifatorial, dado que cada órgão e cada tecido tem as suas especificidades. Em resumo, cada cadáver que teve um órgão transplantado será uma unidade de *output*, quaisquer que sejam as quantidades de transplantes dos diferentes órgãos que gerou.

Vale observar que uma notificação de morte encefálica é condição necessária mas não suficiente para os transplantes no Brasil (BVS, 2008). Outras razões podem impedir a doação, além de causar ineficiências no sistema: recusa familiar, problemas no transporte, falta de receptor adequado em tempo hábil (os órgãos duram poucos dias), problemas de extração e manutenção dos órgãos, contra-indicação médica etc. (Marinho, 2006, Knish *et al.*, 2015). Moraes *et al.* (2004) assinalam que a razão entre doares potenciais e efetivos no Brasil era de apenas 35,5%, decorrente principalmente de contra-indicação médica. De acordo com o RBT (2013; 2021) as principais causas de perdas são a recusa familiar, a contra-indicação médica, a parada cardíaca e a morte encefálica não confirmada.

Nossa análise, na ausência de preços de insumos e de produtos, será limitada à eficiência técnica, que envolve apenas as quantidades de insumos e de produtos, não alcançando a eficiência alocativa, que mede a distância entre os custos monetários observados (em reais) e os custos ótimos em um dado nível de produção. Para detalhes ver Bogetoft e Otto (2011).

2.2 DEA

O método quantitativo de avaliação de eficiência utilizado neste texto é a DEA, que é uma metodologia não paramétrica, baseada em modelos de programação matemática. Essa análise dispensa a especificação de uma forma funcional com parâmetros a serem

estimados, pressupondo apenas algumas propriedades básicas para a tecnologia,⁴ como convexidade, livre disponibilidade (forte ou fraca) de insumos e produtos e alguma natureza de retornos de escala.⁵ Os modelos iniciais de DEA, cujo texto seminal é Charnes, Cooper e Rhodes (1978), também são ditos não estocásticos, pois assumem que todo o desvio das unidades produtivas em relação à fronteira (*best-practice*) é atribuível às ineficiências, de modo determinístico. A DEA não admite, de modo explícito nesses modelos iniciais, erros idiossincráticos com distribuição de probabilidades conhecidas, como ocorre nos modelos de regressão.⁶ A fronteira de produção é gerada implicitamente via programação linear. Conforme veremos, embora desconhecido *a priori*, existiria um processo de geração de dados de natureza não determinística associado aos modelos originais e que pode ser mimetizado em processos de reamostragem (Monte Carlo) conhecidos como Bootstrap (Simar e Wilson, 1998).

As DMUs são os elementos básicos das análises de eficiência. Elas devem ser homogêneas, utilizar os mesmos *inputs* e *outputs*, bem como apresentar capacidade efetiva de tomada de decisão. Isso significa que cada DMU é capaz de escolher as combinações de *inputs* e *outputs* que vão trabalhar, dadas as restrições da tecnologia que utilizem.

A DEA utiliza, como referencial teórico para avaliar a eficiência, a definição de Pareto-Koopmans.

Uma unidade produtiva é eficiente se um aumento em qualquer produto requer a redução da quantidade de pelo menos um outro produto, ou o aumento da quantidade de pelo menos um insumo; e se a redução de qualquer insumo requer um aumento da quantidade de pelo menos um outro insumo, ou a redução da quantidade de pelo menos um produto. Um produtor tecnicamente ineficiente poderia produzir as mesmas quantidades de todos os produtos utilizando menor quantidade de pelo menos um insumo, ou utilizar as mesmas quantidades de todos os insumos para produzir mais de pelo menos um produto (Koopmans, 1951).

4. Uma tecnologia T é um conjunto de combinações de insumos (x) e de produtos (y) tal que x pode produzir y , ou seja, em termos matemáticos, $T = \{(x, y) | x \text{ pode produzir } y\}$. Em casos de produção múltipla, x e y são vetores (listas) com quantidades não negativas de insumos e produtos, respectivamente.

5. Ver Bogetoft e Otto (2011).

6. As fronteiras estocásticas (*stochastic frontiers* – SFA) são uma alternativa metodológica que admite um componente de erro estocástico em modelos de regressão. Essa abordagem, em princípio, sofre de limitações neste estudo, devido ao tamanho pequeno da nossa amostra que, inicialmente, contém, no máximo, 27 DMUs em cada ano. Esse número será ainda mais reduzido, devido à ausência de atividades transplantadora em algumas UFs no período de análise. É nosso interesse, em pesquisa futura, testar a adequação aos dados de modelo de SFA em painel.

TEXTO para DISCUSSÃO

Para avaliar se uma DMU é eficiente, no caso de um único *input* e um único *output*, basta observar se ela atingiu o *máximo possível* de *output* dada a disponibilidade de *inputs* ou, alternativamente, se dado o nível de produção, ela utilizou o *mínimo possível* de *inputs*. Se esse comportamento *ótimo* não ocorreu, é preciso usar alguma métrica específica para medir a distância entre o comportamento *ótimo* e o comportamento observado. Nos modelos de DEA, essa métrica é relativa e construída com base nos dados observados e não em uma função de produção pré-especificada, como ocorre nos modelos ditos paramétricos (por exemplo, Cobb-Douglas, ou transcendental logarítmica – *translog*).

No caso de múltiplos *inputs* e múltiplos *outputs* (produção múltipla), a eficiência de cada DMU é medida pelo quociente obtido pela divisão da soma ponderada dos *outputs* pela soma ponderada dos *inputs*, ou seja, pela quociente entre um *output virtual* e um *input virtual*, de modo a maximizar $\frac{\text{output virtual}}{\text{input virtual}}$, ou, de maneira equivalente, minimizar $\frac{\text{input virtual}}{\text{output virtual}}$. Os pesos (ponderações) utilizadas no cálculo do *output virtual* e do *input virtual* ótimos, para cada DMU, são as variáveis endógenas que os modelos de DEA calculam, e são os melhores possíveis para cada unidade produtiva.

Por definição, é imposta a restrição de que o *input virtual* seja maior ou igual do que o *output virtual*. Por conseguinte, uma DMU *eficiente* é aquela que consegue transformar todo o *input virtual* em *output virtual*, de modo a fazer $\frac{\text{input virtual}}{\text{output virtual}} = 1$.

Os modelos de DEA admitem diferentes naturezas de *retornos de escala*. Os modelos mais conhecidos e utilizados são o modelo CCR (Charnes, Cooper e Rhodes, 1978), que impõe retornos constantes de escala; e o modelo BCC (Banker, Charnes e Cooper, 1984), que admite retornos variáveis de escala. Existem também modelos com retornos decrescentes ou não crescentes de escala. Um modelo com retornos variáveis de escala admite que não existem insumos fixos e que, portanto, todos os insumos podem ser ajustados, o que melhor caracteriza uma situação de ajuste de longo prazo. Desse modo em um modelo com retornos constantes de escala, aumentos (reduções) equiproporcionais – em todos os elementos – no vetor de insumos causam aumentos (reduções) equiproporcionais no vetor de produtos das unidades produtivas. Um modelo com retornos variáveis de escala impõe a existência de algum insumo fixo, o que configura uma situação de curto prazo. Desse modo, nos modelos com retornos variáveis de escala, se todos os insumos são multiplicados (divididos) por uma constante positiva, nem todos os produtos são multiplicados (divididos) pela mesma constante. Se

o aumento (redução) nos produtos for mais (menos) do que proporcional ao aumento (redução) dos produtos, teremos retornos crescentes (decrescentes) de escala.

Os modelos de DEA também podem ser *orientados*. Um modelo *output* orientado prioriza a maximização dos *outputs*, mantendo os quantitativos dos *inputs* inalterados. Por outro lado, um modelo *input* orientado prioriza a minimização dos *inputs*, mantendo os quantitativos dos *outputs* inalterados. Há também modelos ditos *direcionais*, que permitem escolher de forma bastante flexível diferentes magnitudes de maximização de *outputs* e, simultaneamente, diferentes magnitudes de minimização de *inputs* e, até mesmo, a minimização de *outputs* indesejáveis (*bad outputs* ou *undesirable outputs*). Esses modelos permitem, ainda, escolher magnitudes diferentes de reduções ou expansões para cada um dos *inputs* e para cada um dos *outputs*, em diferentes DMUs. Nesses casos, ocorre a dificuldade prática considerável de se estabelecer critérios justificáveis para as escolhas.

O problema (1), a seguir, apresenta o modelo da envoltória, *output* orientado, e com retornos variáveis de escala, que é o nosso modelo de escolha, por razões que discutiremos adiante.

A meta de eficiência é representada pela função objetivo (Max θ_o), por meio da qual se estima o valor que deve multiplicar todos os *outputs* para colocar as DMUs na fronteira de eficiência. As duas restrições garantem que cada aumento dos *outputs* não ultrapasse a fronteira definida pelas DMUs eficientes e não seja modificado o atual nível dos *inputs* da DMU.

Nesse modelo, $\theta \geq 1$ é a medida de expansão radial (na mesma proporção) de todos os *outputs*. O parâmetro λ são os pesos (ponderações) das combinações convexas das DMUs que formam a fronteira de eficiência, e x_{ik} e y_{jk} são, respectivamente, os *inputs* i e *outputs* j da DMU k , $k = 1, \dots, n$. As variáveis x_{io} e y_{jo} são os *inputs* i e *outputs* j da DMU_o. A DMU_o é, por convenção, a DMU sob análise, e o problema será resolvido n vezes, ou seja, uma vez para cada DMU da amostra. Quando $\theta_o = 1$, a DMU é considerada eficiente, pois não é possível aumentar as quantidades produzidas dos *outputs*. Em uma DMU ineficiente correrá $\theta_o > 1$, pois seria possível aumentar a produção dos *outputs*, com o mesmo nível de *inputs* utilizado. O modelo pode ser facilmente modificado para acomodar ajustes não proporcionais em insumos e produtos, gerando os modelos com folgas (*slacks*). Por outro lado, basta retirar a restrição de convexidade estrita $\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$ para que se converta em um modelo com retornos constantes de escala.

TEXTO para DISCUSSÃO

O problema (1) é:

$$\text{Max } \theta_0 (1)$$

sujeito a:

$$-\theta_0 y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j$$

$$x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k = 1$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

O modelo é baseado na distância de Debreu-Farrell orientada para produtos, definida por $\text{DFO}(x, y) = \max \{\alpha: \alpha y \in P(x)\}$. $\text{DFO}(x, y) \geq 1$. A distância α é o maior valor pelo qual podemos multiplicar o vetor y , dado o vetor x original. Exemplo: se $\alpha=1,5$ poderíamos multiplicar a produção por 1,5, e a DMU não seria eficiente. Então, uma unidade ineficiente terá uma função distância $\alpha \geq 1$. Uma DMU será eficiente se, e somente se, $\alpha=1$. Para que os escores de eficiência fiquem no intervalo $[0,1]$ é usual inverter a distância de Farrel em modelos *outputs* orientados como o nosso. Existe uma distância de Debreu-Farrel orientada para *inputs* cuja especificação é similar à orientada para *outputs* (Bogetoft e Otto, 2011).

Os estimadores da DEA, apesar de serem consistentes,⁷ possuem taxas muito lentas de convergência, o que significa, na prática, que os escores de eficiência estimados somente se igualam aos parâmetros verdadeiros em amostras muito grandes (Simar e Wilson, 1998). Além disso, os escores estimados são viesados para cima, pois a fronteira estimada está, teoricamente, sempre abaixo da fronteira verdadeira, ou, na melhor hipótese, coincide com ela, e todos os desvios em relação à fronteira são atribuídos à eventuais ineficiências, desconsiderando aleatoriedades e erros de medida. Outro problema é que a capacidade de discriminação dos modelos não é perfeita, o que gera a ocorrência de muitas DMUs com escores máximos de eficiência, sendo que, usualmente, os escores estão no intervalo $[0,1]$. Adicionalmente, como os escores de

7. De modo simplificado, um estimador de um parâmetro é dito consistente se converge para o verdadeiro valor do parâmetro, quando o tamanho da amostra tende ao infinito. Em termos práticos, um estimador consistente deve convergir em amostra considerada "grande", o que sempre tem algum grau de discricionariedade, e depende do problema em tela.

eficiência são relativos, baseados na *best-practice* observada nos dados, os escores são serialmente correlacionados.

Como o modelo é resolvido em problemas de programação linear convencionais determinísticos, como o problema (1), o processo de geração de dados (*data generating process* – DGP) de insumos e produtos é desconhecido, e a distribuição de probabilidades dos escores também é desconhecida, o que inviabiliza a realização de testes e de inferências estatísticas com os estimadores dos modelos tradicionais, como os modelos CCR e BCC. Para contornar esses problemas costuma-se utilizar procedimentos de reamostragem (Monte Carlo), conhecidos como Bootstrap (Efron, 1979). Entretanto, Simar e Wilson (1998) demonstram que o Bootstrap convencional (*Naive Bootstrap*) não se aplica à DEA. Não é recomendado reamostrar diretamente o conjunto de escores da DEA, pois dessa maneira seria admitido que os escores são independentes e identicamente distribuídos, o que iria contra a suposição de que eles dependem da relação entre *inputs* e *outputs*. Também não seria aconselhável reamostrar diretamente os dados observados dos *inputs* ou dos *outputs* pois, nesse caso, existiria a possibilidade de encontrar, escores de eficiência maiores do que a unidade em vetores de *inputs* e *outputs* que não pertencem à tecnologia estimada, se DMUs próximas da fronteira não fizerem parte das amostras sorteadas, o que sempre seria possível.

Como foi visto, os escores estimados pela DEA também são concentrados em torno do valor unitário. Simar e Wilson (1998) propõem os procedimentos de alisamento da distribuição e de reflexão, e a correção do viés. O alisamento visa evitar o surgimento de muitos valores repetidos, que gerariam picos na distribuição do estimador. Por meio do método da reflexão, o problema do surgimento de muitos escores de eficiência próximos da unidade é evitado. O alisamento consiste em corrigir a amostra gerada pelo Bootstrap com a utilização do fator $h\varepsilon$, em que h é a faixa de amplitude (*bandwidth*) e ε é gerado a partir de uma distribuição normal. Para cada escore de eficiência $\tilde{\theta}^k$ é calculado um valor refletido $2 - \tilde{\theta}^k$ e utiliza-se sempre, em um modelo *output* orientado, o valor refletido maior ou igual à unidade. Assim, a média dos escores refletidos será $[(\tilde{\theta}^k + 2 - \tilde{\theta}^k)]/2 = 1$, e essa média será simétrica em torno da unidade

Em nosso caso, conforme abaixo, o modelo foi modificado para ser *output* orientado, ao contrário do modelo *input* orientado apresentado em Bogetoft e Otto (2011). O modelo aplicado no presente texto é, resumidamente, composto dos passos a seguir.⁸

8. Para mais detalhes, ver Bogetoft e Otto (2011, p. 173).

TEXTO para DISCUSSÃO

- 1) Computar $\tilde{\theta}^k$ como soluções para $\{\theta | (x^k, \theta y^k) \in \hat{T}\}$ para $k = 1, \dots, n$.
- 2) Usar o *bootstrap* utilizando a amostra alisada de $\hat{\theta}^1, \dots, \hat{\theta}^k$ para obter uma réplica $\theta^{1*}, \dots, \theta^{k*}$ do modo abaixo:
 - a) usar o *bootstrap* na amostra com reposição a partir de $\hat{\theta}^1, \dots, \hat{\theta}^k$, e chamar os resultados de β^1, \dots, β^k ;
 - b) simular as variáveis independentes aleatórias $\epsilon^1, \dots, \epsilon^k$ com distribuição normal-padrão;
 - c) calcular (utilizando o alisamento e a reflexão):

$$\tilde{\theta}^k = \begin{cases} \beta^k + h\epsilon^k & \text{se } \beta^k + h\epsilon^k \geq 1 \\ 2 - \beta^k - h\epsilon^k & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4)$$

Por construção, em um modelo *output* orientado $\tilde{\theta}^k \geq 1$.

- d) Ajustar $\tilde{\theta}^k$ para obter parâmetros com variância assintoticamente correta, e, então, estimar a variância $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K (\hat{\theta}^k - \bar{\theta})^2$ e calcular $\bar{\beta} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K \beta^k$:

$$\theta^{k*} = \bar{\beta} + \frac{1}{\sqrt{1+h^2/\hat{\sigma}^2}} (\hat{\theta}^k - \bar{\beta}). \quad (5)$$

- 3) Calcular o *bootstrapped input* $y^{kb} = \frac{\theta^{k*}}{\hat{\theta}^k} y^k$ baseado na eficiência calculada no *bootstrap*.
- 4) Solucionar o problema de programação da DEA para estimar θ^{kb} como:

$$\theta^{kb} = \max\{\theta \geq 0 | \theta y^k \leq \sum_{j=1}^K \lambda_j y_j, x^k \geq \sum_{j=1}^K \lambda_j x_j^{kb}, \lambda_j \geq 0, \sum_{j=1}^K \lambda_j = 1\}, (k = 1, \dots, n). \quad (6)$$

- 5) Repetir os passos a partir de (2.a) para obter as estimativas Bootstrap $(\theta^{1b}, \dots, \theta^{Kb})$ ($b = 1, \dots, B$).
- 6) Calcular a média e a variância de $(\theta^{1b}, \dots, \theta^{Kb})$ para obter a estimativa Bootstrap θ^{k*} , e o estimador com o viés corrigido $\tilde{\theta}^{k*}$, e a variância

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (\theta^{kb} - \theta^{k*})^2. \quad (7)$$

Ao final do processo, a distribuição de $(\hat{\theta}^k - \theta)$ é desconhecida, mas pode ser aproximada pela distribuição de $(\theta^{k*} - \hat{\theta}^k)$. O escore de eficiência real será θ desconhecido; o estimador $\hat{\theta}^k$ é o escore de eficiência tradicional obtido na DEA; e θ^{k*} é a estimativa do

escore de eficiência da DEA obtida no Bootstrap. Esse processo permite a construção de intervalos de confiança para o estimador θ^{k*} que é de grande valia, dados os já aludidos problemas estatísticos presentes nos estimadores dos modelos iniciais de DEA.

Existem métodos alternativos para a avaliação de eficiência em unidades produtivas em amostras pequenas. Uma outra abordagem possível para comparar unidades produtivas, embora de uso mais limitado na literatura, é o modelo FDH (*free disposal hull*) que se baseia no conceito de dominância.⁹ Nele, a fronteira determinística construída não é convexa. Então, não são considerados, para construção da fronteira de eficiência, pontos formados por combinações convexas dos dados das DMUs, mas apenas os dados efetivamente observados. Conforme veremos, a nossa decisão por não utilizar o FDH será baseada em um teste proposto em Simar e Wilson (2020), que testa a presença ou não de convexidade na amostra. Como, de acordo com o teste, existe convexidade em nossa amostra, optamos pela DEA em detrimento do FDH. Além disso, existe a possibilidade de trocas de órgãos, tecidos e pacientes entre as UFs, de modo que não seria interessante considerar cada uma delas como uma unidade totalmente isolada. Como vimos, a DEA, ao contrário do FDH, permite combinações convexas entre as DMUs na construção da fronteira de eficiência o que reforça a nossa opção metodológica.

A hipótese da existência de convexidade na tecnologia é fundamental para a escolha do modelo de análise entre a DEA e o FDH, conforme discutimos ao final da seção precedente. A DEA assume convexidade, o que não acontece na FDH. Esse problema é discutido em Kneip, Simar e Wilson (2015; 2016) e em Simar e Wilson (2020), que desenvolveram um teste para esse fim, disponível no *software* Frontier Efficiency Analysis with R (FEAR 3.1). A hipótese nula H_0 é que o conjunto de produção é convexo, e a hipótese alternativa H_1 é que o conjunto de produção não seja convexo. No caso dos transplantes, Marinho e Araujo (2021), até onde sabemos, é o primeiro trabalho a aplicar esse teste. Como o teste ajuda a definir o método de análise, e o seu desenvolvimento final é recente (Simar e Wilson, 2020), achamos importante apresentá-lo brevemente.

9. Seja o insumo x usado para produzir o produto y . Sejam duas firmas: a Firma 1 representada pelo par (insumo, produto) dado por (x_1, y_1) , e a Firma 2 representada pelo par (insumo, produto) dado por (x_2, y_2) . Dizemos que (x_2, y_2) domina (x_1, y_1) se, e somente se, $x_2 \leq x_1$, $y_2 \geq y_1$ e $(x_1, y_1) \neq (x_2, y_2)$. Então, a Firma 2 e a Firma 1 são diferentes, e a Firma 2 produz maior quantidade em pelo menos um produto, sem produzir menor quantidade de qualquer produto. A dominância implica, fracamente, que as preferências são crescentes nos *outputs* e decrescentes nos *inputs*, o que significa que produzir mais é pelo menos tão bom quanto produzir menos, e que usar menores quantidades de *inputs* é pelo menos tão bom quanto usar maiores quantidades. Firmas eficientes não podem ser dominadas por quaisquer outras firmas.

O teste envolve dividir aleatoriamente a amostra em duas subamostras independentes e comparar a média dos escores estimados na primeira subamostra, em que a convexidade é imposta e retornos variáveis de escala são permitidos, contra a média da FDH da segunda subamostra, em que não cabe convexidade. O teste original de Kneip, Simar e Wilson (2016) é baseado em resultados do Teorema Central do Limite obtidos em Kneip, Simar e Wilson (2015), mas é sensível ao tipo particular de divisão das subamostras empregado. Para contornar esse problema, se ocorre mais de um *split*, o método de Bootstrap de Simar e Wilson (2020) é empregado, pois permite múltiplos *splits*. Como a quantidade de *splits* é maior do que um, dois testes são realizados. O primeiro teste usa a média da estatística de Kneip, Simar e Wilson (2016) nos N *splits* aleatórios. O segundo usa um teste de Kolmogorov-Smirnov de uma amostra para testar se os N (em cada *split*) p valores de uma amostra gerados pelo teste de Kneip, Simar e Wilson (2016) são uniformemente distribuídos.¹⁰ Note que os valores críticos do teste usual de K-S são inválidos devido à dependência entre as diferentes *splits* da amostra. Ver Kneip, Simar e Wilson (2016) e Simar e Wilson (2020) para mais detalhes.

Uma outra escolha possível diz respeito à natureza dos retornos de escala do modelo de DEA conforme discutimos na seção 2. Entre os modelos básicos, o modelo CCR (Charnes, Cooper e Rhodes, 1978), que é modelo seminal da DEA, assume retornos constantes de escala. O modelo BCC (Banker, Charnes e Cooper, 1984) assume retornos variáveis de escala. Assumir retornos constantes de escala é uma hipótese forte, como já discutimos na seção 2, pois assume variações equiproporcionais nos vetores de *input* e de *outputs* das DMUs da amostra, o que não nos parece razoável em uma amostra heterogênea como a nossa.

Ainda com respeito à questão dos retornos de escala, existe um teste para avaliar a natureza de retornos de escala na amostra desenvolvido em Kneip, Simar e Wilson (2016) e Simar e Wilson (2020). Esse teste é similar ao teste de convexidade que descrevemos anteriormente. Agora, a hipótese nula H_0 é a existência de retornos constantes de escala (*constant returns to scale* – CRS), e a hipótese alternativa H_1 é a existência de retornos variáveis de escala.

Como a nossa amostra é bastante heterogênea, conforme mostraremos adiante, não vemos razões, em princípio, para impor retornos constantes de escala. Um modelo com retornos constantes de escala é um modelo que expõe as DMUs à tecnologia mais ampla, ao admitir total capacidade de ajustes em *inputs* e *outputs*, pois não há insumos

10. Ver em Simar e Wilson (2020) a propriedade estatística *probability integral transform*, também conhecida como *universality of the uniform*.

fixos. Por essa razão, esse modelo costuma atribuir escores de eficiência menores – ou iguais, na melhor hipótese – do que os modelos com retornos variáveis de escala. Uma DMU eficiente em um modelo com retornos constantes de escala será eficiente em um modelo com retornos variáveis de escala, mas a recíproca não é sempre verdadeira. Nossa decisão é utilizar tanto o modelo com retornos variáveis de escala como o modelo com retornos constantes de escala.

Uma opção importante a ser feita é a orientação do modelo. Como já discorremos, há duas orientações básicas nos modelos de DEA: orientação para os *inputs*, em que, dado o nível dos *outputs*, busca-se a minimização de emprego dos *inputs*. Uma alternativa é a orientação para *outputs*, na qual se procura maximizar os *outputs*, mantidos os *inputs*. Nosso modelo é orientado para *outputs*, dado que há longas e demoradas filas para transplantes no Brasil, configurando uma situação de excesso de demanda. Então, não faria sentido economizar doadores potenciais, que não podem ter outra utilização além dos transplantes¹¹ e nem reduzir as quantidades de equipes transplantadoras ou de leitos de UTI.

2.3 O índice de Malmquist

O IM é uma das abordagens mais utilizadas para avaliar a dinâmica da eficiência técnica.¹² Trabalha sem preços e agrega diferentes insumos e produtos, sendo muito útil para avaliar a dinâmica da eficiência técnica ao longo do tempo.

Para cada período de tempo $t=1, \dots, T$, uma tecnologia de produção S^t é definida como o conjunto de todos os possíveis *inputs* [$x^t = (x^1, \dots, x^N)$] e de *outputs* [$y^t = (y^1, \dots, y^M)$]. Assumimos que o conjunto S^t é fechado, não vazio, e convexo, e que *inputs* e *outputs* estão livremente disponíveis¹³ (*free disposability*). A função distância dos *outputs* no tempo t é definida como:

$$D^t(x^t, y^t) = \inf \left\{ \theta : \left(x^t, \frac{1}{\theta} y^t \right) \in S^t \right\}.$$

Em que a distância θ é a razão entre a produção observada e a produção potencial máxima alcançável, dado o nível observado de insumos.

11. Eventualmente, os órgãos e tecidos poderiam ser doados para estudos, mas essa atividade não concorre com os transplantes.

12. Ver Färe, Grosskopf e Margaritis (2008) para uma revisão abrangente da literatura sobre o assunto.

13. Livre disponibilidade significa que é possível jogar fora, sem custos, *outputs* ou *inputs* em excesso ou indesejáveis. É uma proposição similar à monotonicidade, que implica que maiores quantidades de insumos não devem produzir menores quantidades de produtos.

TEXTO para DISCUSSÃO

Se a produção é tecnicamente eficiente, ou seja, se (x^t, y^t) estão na fronteira tecnológica, então $D^t(x^t, y^t) = 1$. Se $D^t(x^t, y^t) < 1$, a produção no instante t está no interior da fronteira tecnológica e (x^t, y^t) não é tecnologicamente eficiente (Fare *et al.*, 2008).

A ilustração do IM pode ser apresentada na figura 1, a seguir, com as tecnologias referentes aos períodos t e $t+1$ representadas por S_{CRS}^t e por S_{CRS}^{t+1} . Ambos os vetores de insumo-produto (x^t, y^t) e (x^{t+1}, y^{t+1}) são factíveis nos períodos de tempo correspondentes, mas (x^{t+1}, y^{t+1}) não pertence a S_{CRS}^t . Na figura 1, $D^t(x^t, y^t) = \frac{OA}{OB}$, $D^{t+1}(x^t, y^t) = \frac{OA}{OC}$,

$$D^t(x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{OD}{OE}; D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{OD}{OF}.$$

Por outro lado, também são definidos os índices:

$$m^t = \frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \text{ e } m^{t+1} = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^t, y^t)}.$$

O índice de produtividade de Malmquist pode ser representado pela média geométrica dos dois índices m^t e m^{t+1} , pois não existe razão teórica para escolher apenas um deles:

$$M(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \left[\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \cdot \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

Em um modelo com orientação para o produto, como o que vamos utilizar neste trabalho, dado que existem filas e queremos maximizar a produção de transplantes, um índice com valor maior do que a unidade revela crescimento de produtividade, enquanto valores menores do que um indicam declínio de produtividade. Em um modelo com orientação para insumos um índice menor do que a unidade revela aumento de produtividade e vice-versa. Sob a hipótese de retornos constantes de escala, a expressão anterior pode ser fatorada como:

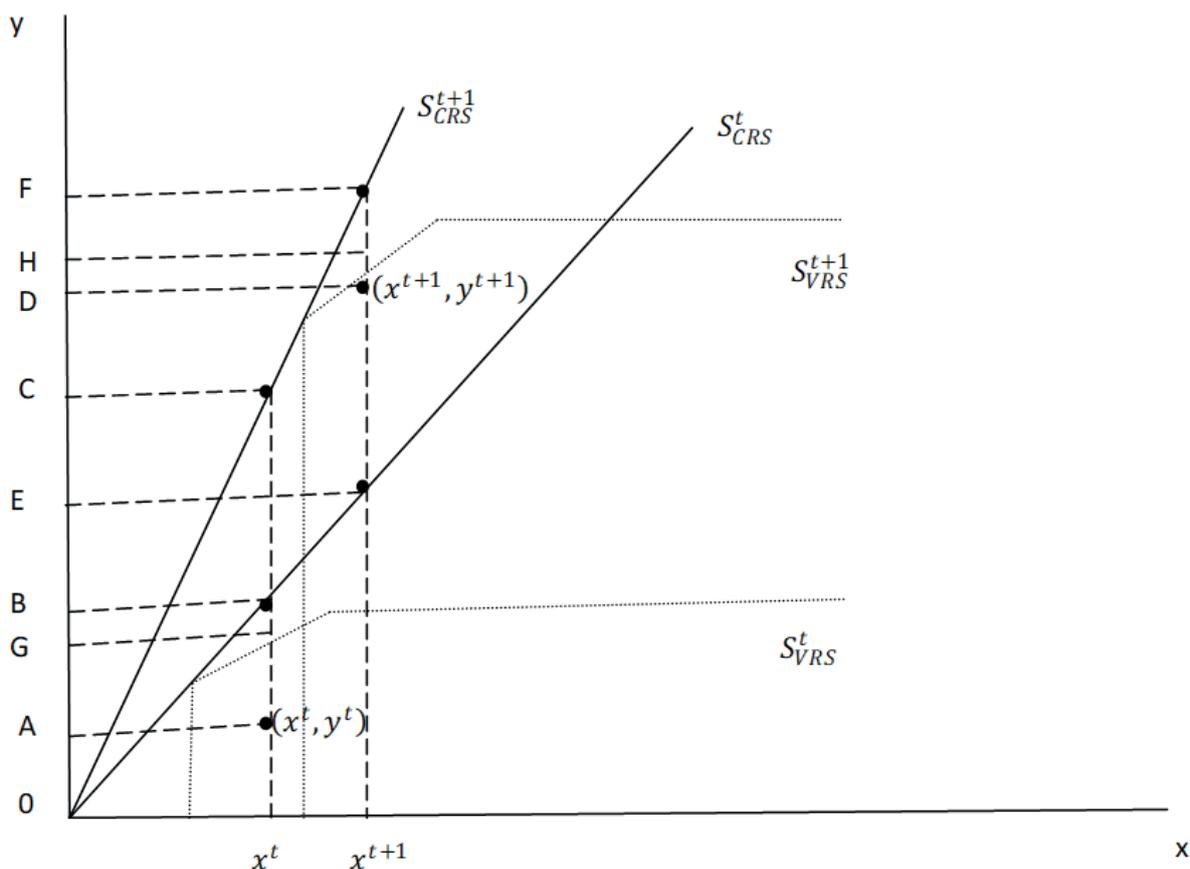
$$M(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \left[\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \cdot \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

O IM tem então os dois componentes que se seguem.

- $EC(t, t+1) = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)}$: o chamado *catch-up* é um índice de mudança na eficiência técnica, ou seja, mede a mudança na distância de um determinado nível de produção observado em relação ao nível de produção potencial máximo, entre os períodos t e $t+1$.

- $TC(t, t+1) = \left[\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \cdot \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}}$: é um índice de mudança técnica (progresso tecnológico, ou progresso técnico), que representa o deslocamento da fronteira tecnológica entre os dois períodos de tempo, avaliados sob vetores de insumos x^t e x^{t+1} . A figura 1, a seguir, ilustra a referida metodologia.

FIGURA 1
Deslocamentos da fronteira de produção



Elaboração do autor.

Simar e Wilson (1999) demonstraram que o Bootstrap utilizado na DEA, com as devidas modificações, também pode ser empregado para estimar intervalos de confiança para o IM. Simplificadamente, o processo pode ser descrito conforme a seguir.

- 1) Compute o IM para cada DMU $i = 1, \dots, L$.
- 2) Compute o conjunto de pseudodados $\{(x_{it}^*, y_{it}^*); (x_{i,t+1}^*, y_{i,t+1}^*), i = 1, \dots, L\}$ para formar a tecnologia Bootstrap de referência usando a estimativa bivariada de Kernel e a adaptação do método de reflexão proposto por Simar e Wilson (1999).

TEXTO para DISCUSSÃO

- 3) Compute a estimativa *bootstrap* do IM para cada DMU $\widehat{M}_{ib}^*(t, t+1)$ aplicando os estimadores originais na pseudoamostra obtida no passo 2.
- 4) Repita os passos 2 e 3 um grande número B de vezes para obter um conjunto de estimadores $\{\widehat{M}_{i1}^*(t, t+1), \dots, \widehat{M}_{ib}^*(t, t+1)\}$.
- 5) Compute o intervalo de confiança utilizando esses estimadores.

Nosso objetivo é usar a distribuição de $\{\widehat{M}_i^*(t, t+1) - \widehat{M}_i(t, t+1)\}$ para estimar a distribuição desconhecida de $\{\widehat{M}_i(t, t+1) - M_i(t, t+1)\}$, em que $M_i(t, t+1)$ é o verdadeiro e desconhecido IM. $\widehat{M}_i(t, t+1)$ é o estimador original do IM e $\widehat{M}_i^*(t, t+1)$ é o IM gerado pelos passos 1 e 4.

Trabalhando de modo similar ao que ocorre na DEA, essas estimativas geradas no Bootstrap podem ser usadas para executar inferências estatísticas sobre o IM com o uso de intervalos de confiança. Sejam $b\alpha$ e $a\alpha$ que definem o intervalo de confiança desconhecido $(1-\alpha)$ tal que $\Pr(b\alpha \leq \widehat{M}_i(t, t+1) - M_i(t, t+1) \leq a\alpha) = 1-\alpha$.

Entretanto, podemos usar o *bootstrap* para gerar os valores $a^*\alpha$ e $b^*\alpha$ conforme a seguir.

$$\Pr(b^*\alpha \leq \widehat{M}_i^*(t, t+1) - \widehat{M}_i(t, t+1) \leq a^*\alpha) = 1-\alpha$$

De acordo com Simar e Wilson (1999), podemos estimar o intervalo de confiança $(1-\alpha)$ para o IM real tal que:

$$\widehat{M}_i(t, t+1) + a^*\alpha \leq M_i(t, t+1) \leq \widehat{M}_i(t, t+1) + b^*\alpha$$

Com a informação anterior é possível certificar se o acréscimo ou decréscimo do IM, e de seus componentes *efficiency change* (EC) e progresso tecnológico (*technical change* (TC) são estatisticamente significativos, ou seja, se são maiores ou menores do que a unidade aos níveis desejados de significância estatística. Se o intervalo de confiança de 95% calculado contém a unidade, a estimativa obtida não seria estatisticamente diferente da unidade no nível de teste de 5%. Por outro lado, se a unidade não está contida no intervalo, podemos concluir com 95% de confiança estatística que a estimativa do IM é significativamente diferente da unidade e que houve acréscimo ou decréscimo na produtividade, na eficiência e na tecnologia. Simar e Wilson (1999) advertem que os escores originais do IM devem ser avaliados com cautela, pois não possuem intervalos de confiança. Por exemplo, algumas DMUs podem parecer

diferentes em termos dos valores do IM, quando observamos apenas os estimadores originais. Entretanto, quando os escores com intervalos de confiança são gerados, pode ocorrer de os respectivos intervalos de confiança apresentarem superposições, e não existiria evidência empírica suficiente para rejeitar a hipótese de que tais DMUs sejam igualmente produtivas ou eficientes.

3 AS BASES DE DADOS.

Os dados utilizados são referentes a 2013 e 2021 e foram retirados do RBT/ABTO (RBT, 2013, 2021). A escolha de 2013 como ponto inicial de análise ocorreu porque foi quando o crescimento de 5% na taxa de doadores efetivos (13,2 (por milhão de população – pmp) foi menor que o previsto e, pela primeira vez, a meta proposta (13,5 pmp) não foi atingida. Já 2021 foi o último ano com dados disponíveis quando iniciamos este estudo. A análise será restrita aos dois anos extremos pois o pacote FEAR somente faz análise de dois anos de cada vez e não seria viável, por necessidade de concisão, fazer análises em separado para todas as combinações possíveis de pares de anos. O FEAR é o único que disponibiliza a correção do IM pelo *bootstrap*, conforme a recomendação de Simar e Wilson (1999).

As variáveis são as seguintes, em cada UF.

Inputs:

- notificações de potenciais doadores com morte cerebral;
- quantidade total disponível de leitos de UTI; e
- quantidades totais de equipes transplantadoras.

Output:

- doadores efetivos que tiveram órgãos transplantados.

Por falta de dados em algumas UFs (Amapá, Mato Grosso, Rondônia, Roraima, Sergipe e Tocantins), cuja atividade transplantadora foi residual no período estudado, com valores nulos para algumas das variáveis, a amostra é composta por 21 UFs (as DMUs dos modelos) conforme veremos nas tabelas a seguir.

TEXTO para DISCUSSÃO

A tabela 1 mostra que há grande dispersão de dados entre as UFs. Note-se que o coeficiente de variação (CV), que é o quociente entre o desvio-padrão e a média dos dados, é sempre superior à unidade (1,00) em todas as variáveis e nos dois anos do estudo.

Um achado interessante refere-se às variações dos dados dos *inputs* e *outputs* entre 2013 e 2021. Entre os *inputs*, as notificações de potenciais doadores com morte cerebral aumentaram 35,6%, os leitos de UTI aumentaram 98,9% e a quantidade de equipes transplantadoras aumentou 284%. Entretanto, os doadores efetivos, que são o *output* do estudo, foram majorados em apenas 12%. Essa discrepância entre o aumento dos quantitativos dos *inputs* e o dos *outputs* indica, *prima facie*, que, apesar dos esforços na disponibilização dos *inputs*, o incremento dos *outputs* não seria tão significativo. Conforme veremos, essa conjectura será referendada pelo IM.

Em termos nominais, ou de valores brutos, o estado de São Paulo é o destaque da amostra, com 27,3% das 11.395 notificações do país e 29,1% dos leitos de UTI, 33,2% das equipes transplantadoras e 33,4% das doações efetivadas no país em 2013. Um panorama similar se repetiu em 2021, com São Paulo representando, nessas variáveis, as respectivas porcentagens de 27,2%; 26,0%; 33,2%; e 29,5%. Os estados do Paraná, Santa Catarina, Minas Gerais e Rio de Janeiro também obtiveram destaque na amostra. O estado do Ceará é destaque na região Nordeste. Embora um indicador mais preciso devesse cotejar as necessidades de transplantes em cada estado, não se pode negar a elevada magnitude – e nem a importância relativa na amostra – das atividades transplantadoras nesses desses estados. Vale dizer que em RBT (2013; 2021) está disponível um indicador das necessidades de transplantes em cada UF para córnea, rim, fígado, coração e pulmão, mas o total para o país não é apresentado e nem está explícita a fórmula de cálculo desse indicador. Em Marinho, Cardoso e Almeida (2010) foi utilizado um indicador de necessidades, dado pelo quociente resultante da divisão da quantidade de transplantes realizados pela soma da quantidade de transplantes realizados com a quantidade de pacientes em fila para diversos órgãos. Nesse estudo, São Paulo e Paraná estavam acima da média nacional para rim e córnea, que são os transplantes com maiores quantitativos. Ressalve-se que tanto em Marinho, Cardoso e Almeida (2010; 2011), como em RBT (2013; 2021) o indicador se refere às quantidades de transplantes, e não de doações efetivas, como no neste *Texto para Discussão*.

TABELA 1
Variáveis utilizadas (2013 e 2021)

UF	2013				2021			
	Notificações de potenciais doadores com morte cerebral	Leitos de UTI	Equipes transplantadoras	Doadores efetivos	Notificações de potenciais doadores com morte cerebral	Leitos de UTI	Equipes transplantadoras	Doadores efetivos
Acre	78	73	1	6	46	160	1	1
Alagoas	16	354	3	3	53	966	9	3
Amazonas	129	288	1	17	119	848	4	18
Bahia	417	1658	6	96	655	3887	40	122
Ceará	527	957	10	179	626	2163	37	183
Distrito Federal	342	1122	8	79	363	2036	33	40
Espírito Santo	174	813	5	35	266	2072	16	54
Goiás	232	1021	5	14	513	3104	30	67
Maranhão	85	589	1	2	161	1353	8	6
Mato Grosso do Sul	151	362	3	18	209	843	15	29
Mato Grosso	601	3607	26	202	767	7363	107	208
Pará	133	854	4	19	58	1895	16	8
Paraíba	139	460	1	17	196	1380	23	25
Paraná	597	2334	25	191	1253	4493	58	326
Pernambuco	546	1554	10	114	499	3591	31	134
Piauí	84	286	3	18	142	722	6	23
Rio de Janeiro	869	5843	21	185	1012	8996	130	263
Rio Grande do Norte	177	464	2	43	207	1217	4	21
Rio Grande do Sul	579	2228	21	181	673	4002	41	131
Santa Catarina	416	938	11	163	728	2441	32	216
São Paulo	2366	10579	83	795	3197	18818	319	784
Média	412	1732	12	113	559	3445	46	127
Mínimo	16	73	1	2	46	160	1	1
Máximo	2366	105790	83	795	3197	18818	319	784
CV	1	1	2	2	1	1	2	1
Total	8658	36384	250	2377	11743	72350	960	2662

Fonte: RBT (2013; 2021).
Elaboração do autor.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS DA DEA

Em nossa amostra, ao testar a existência de convexidade, constatamos que os dois *p*-valores são, respectivamente, 0,401 e 0,781 para 2021. Então, a hipótese nula H_0 (convexidade) é aceita, e o modelo DEA deve ser utilizado. Para 2013, os dois *p*-valores são, respectivamente, 0,719 e 0,643 também aceitando a hipótese nula H_0 (existe convexidade). Essa recomendação é reforçada pelo fato de que, como discutimos na seção anterior, existe trânsito de pacientes, órgãos, tecidos e pacientes entre as UFs sempre que há pacientes na fila em uma UF e órgãos ou tecidos disponíveis em outra UF. A fila é organizada nos estados, mas existe uma coordenação nacional que implementa trocas entre as UFs. Então, assumir a possibilidade de atuação combinada entre as UFs é recomendável, e a convexidade assume justamente que combinações convexas entre elementos de um conjunto convexo fazem parte desse conjunto.

No teste para a natureza dos retornos de escala, para 2021 os dois *p*-valores são, respectivamente, 0,039 e 0,093 rejeitando e simultaneamente aceitando a hipótese nula $H_0=CRS$. Nesse teste, para 2013, os dois *p*-valores são, respectivamente, 0,639 e 0,405, aceitando $H_0=CRS$.

A tabela 2 apresenta os escores de eficiência nos diferentes modelos de DEA utilizados neste estudo. Todos os escores foram obtidos com o *software* Benchmarking, (Bogetoft e Otto, 2020) disponível na plataforma R.¹⁴ Os escores θ são gerados pelo *bootstrap*, são livres do viés, e estão acompanhados do intervalo de confiança de 5% (0.25%-0.975%) das duas colunas subsequentes às colunas dos respectivos escores de eficiência da tabela.

Uma primeira observação a ser feita é que a tabela não registra qualquer escore de eficiência igual a unidade (1,00). Esse fenômeno, que é comum nos modelos corrigidos pelo *bootstrap*, é devido à própria construção dos modelos. No processo de alisamento, os escores são transformados em uma variável com distribuição contínua, e a probabilidade do surgimento do escore unitário é nula.¹⁵

Um segundo ponto é a existência de escores muito baixos de eficiência calculados pelos modelos com CRS, o que também tem sido observado com alguma frequência. Os modelos com CRS sujeitam as DMUs a comparações muito drásticas, com a tecnologia mais ampla, no sentido de que todas as DMUs são comparadas umas com as outras

14. R Foundation for Statistical Computing. Disponível: <https://www.R-project.org/>.

15. Para detalhes, ver Simar e Wilson (1998) e Bogetoft e Otto (2011).

em um processo que considera que não existiriam fatores de produção (*inputs*) fixos e que as DMUs deveriam ter feito todos os ajustes possíveis em seus níveis de *inputs* e de *outputs*. Os escores dos modelos com CRS são, na melhor das hipóteses, iguais aos obtidos em modelos com retornos variáveis de escala (*variable returns to scale*) – VRS). Na presença de CRS, aumentos (ou reduções) proporcionais nas quantidades de todos os insumos devem gerar aumentos (ou reduções) na mesma proporção nas quantidades de todos os *outputs*. Consideramos, por essas razões, que são modelos que devem ser encarados com muitas reservas no presente contexto, em que as heterogeneidades na amostra são flagrantes e ajustes equiproporcionais são muito difíceis, até pela inexistência de insumos disponíveis para as DMUs, notadamente os doadores cadáveres.

Os valores médios, mínimos e máximos dos escores de eficiência aumentaram no ano de 2021 em relação ao ano de 2013 em todos os modelos, com a exceção do escore mínimo de eficiência no modelo CRS, que ficou constante. Em princípio, trata-se de boa notícia, mas isso deve ser encarado com cuidado, pois os escores de eficiência são relativos. Por outro lado, a dispersão dos escores, conforme medida pelo coeficiente de variação (o quociente do desvio-padrão dividido pela média da amostra) diminuiu em todos os modelos quando comparados 2013 com 2021. Esse é um achado interessante, pois a redução da dispersão da eficiência, com viés de subida, significa que o SNT está se tornando menos desigual, em termos de eficiência técnica, na transformação de doadores cadáveres potenciais em doadores efetivos.

Há desigualdade algo acentuada de resultados entre as UFs. Os escores corrigidos θ têm uma grande amplitude, com acentuadas diferenças entre os valores mínimos e máximos de cada modelo. Esse fenômeno ocorre de forma mais acentuada nos modelos CRS, como esperado, em que o escore máximo é quase cinco vezes maior do que o mínimo em 2021 e dez vezes maior em 2013. A redução dessa discrepância é bem-vinda em um sistema de saúde universal, público e gratuito, como já acentuamos. Uma grande variabilidade de resultados não seria desejável em um sistema público de transplantes. Como as diferenças nas estruturas das UFs também são grandes, como discutimos na seção precedente, temos de admitir que as oportunidades de obter um transplante de órgãos e tecidos no Brasil varia, além do razoável, entre as UFs, o que faz com que os pacientes, eventualmente, tenham de receber órgãos captados em estados diferentes de onde residem ou, até mesmo, tenham de se deslocar para outros estados para fazer transplantes. Assinale-se que seis estados (Amapá, Mato Grosso, Rondônia, Roraima, Sergipe e Tocantins) com atividade transplantadora muito baixa em um dos anos de estudo já foram retirados previamente da amostra.

TABELA 2
Escores de eficiência dos diversos modelos (2013 e 2021)

UF	2013				2021							
	θ CRS	(2.5%)	(97.5%)	θ VRS	(2.5%)	(97.5%)	θ CRS	(2.5%)	(97.5%)	θ VRS	(2.5%)	(97.5%)
Acre	0,22	0,29	0,18	0,25	0,20	0,32	0,69	0,86	0,58	0,75	0,56	0,98
Alagoas	0,66	0,83	0,57	0,71	0,59	0,97	0,66	0,86	0,57	0,76	0,61	0,97
Amazonas	0,12	0,16	0,10	0,27	0,22	0,32	0,14	0,18	0,12	0,19	0,15	0,22
Bahia	0,07	0,09	0,06	0,53	0,45	0,64	0,12	0,15	0,10	0,73	0,64	0,84
Ceará	0,06	0,08	0,05	0,43	0,35	0,50	0,08	0,10	0,06	0,46	0,40	0,52
Distrito Federal	0,10	0,13	0,08	0,46	0,39	0,55	0,25	0,32	0,21	0,78	0,67	0,98
Espírito Santo	0,13	0,17	0,11	0,31	0,25	0,39	0,11	0,14	0,09	0,43	0,38	0,50
Goiás	0,37	0,48	0,31	0,71	0,60	0,97	0,17	0,21	0,14	0,82	0,72	0,97
Maranhão	0,60	0,83	0,54	0,70	0,56	0,97	0,64	0,82	0,53	0,75	0,61	0,98
Mato Grosso do Sul	0,18	0,24	0,15	0,34	0,28	0,41	0,18	0,22	0,15	0,42	0,37	0,51
Minas Gerais	0,11	0,14	0,09	0,77	0,64	0,97	0,13	0,16	0,10	0,83	0,68	0,98
Pará	0,19	0,25	0,16	0,42	0,34	0,53	0,49	0,68	0,42	0,75	0,57	0,98
Paraíba	0,12	0,17	0,11	0,30	0,26	0,36	0,25	0,32	0,20	0,71	0,60	0,85
Paraná	0,11	0,15	0,09	0,81	0,66	0,97	0,08	0,09	0,06	0,67	0,54	0,79
Pernambuco	0,10	0,12	0,08	0,70	0,58	0,84	0,08	0,10	0,07	0,51	0,45	0,58
Piauí	0,15	0,20	0,12	0,23	0,20	0,29	0,11	0,14	0,09	0,18	0,15	0,22
Rio de Janeiro	0,10	0,14	0,09	0,71	0,57	0,97	0,12	0,16	0,10	0,79	0,65	0,98
Rio Grande do Norte	0,06	0,08	0,05	0,17	0,14	0,21	0,19	0,24	0,16	0,55	0,48	0,64
Rio Grande do Sul	0,10	0,13	0,08	0,73	0,60	0,86	0,11	0,15	0,09	0,71	0,62	0,82
Santa Catarina	0,06	0,08	0,05	0,37	0,32	0,43	0,06	0,08	0,05	0,50	0,44	0,56
São Paulo	0,09	0,12	0,07	0,70	0,56	0,97	0,12	0,15	0,10	0,75	0,56	0,97
Média	0,18	0,23	0,15	0,51	0,42	0,64	0,23	0,29	0,19	0,62	0,52	0,75
Mínimo	0,06	0,08	0,05	0,17	0,14	0,21	0,06	0,08	0,05	0,18	0,15	0,22
Máximo	0,66	0,83	0,57	0,81	0,66	0,97	0,69	0,86	0,58	0,83	0,72	0,98
CV	0,94	0,94	0,98	0,42	0,41	0,45	0,90	0,91	0,92	0,32	0,31	0,34

Elaboração do autor.

Em termos bastante gerais, os estados de Alagoas e Maranhão apresentam resultados bem acima da média em todos os modelos, nos dois anos de análise. Cabe assinalar, sem desmerecer os resultados obtidos por essas duas UFs que, nos modelos CRS, os pontos próximos da origem dos dados (coordenadas nulas) são tidos como eficientes, pois a origem é, teoricamente, um ponto eficiente da fronteira CRS. Desse modo, na presença de retornos constantes de escala, DMUs que produzem baixas quantidades de *outputs*, mas gastem pequenas quantidades de insumos tendem a ser consideradas eficientes. Entretanto, se forem considerados critérios de efetividade que considerem as necessidades das populações, tais pontos podem ser considerados críticos. O tamanho das regiões sob responsabilidade de uma dada gestão local deveria ser determinado endogenamente (COPTP, 1999). Por um outro lado, se considerarmos os modelos VRS como os mais relevantes, pelas razões já aludidas de heterogeneidade da amostra e pela existência de insumos fixos, constatamos que o estado de Minas Gerais tem bom desempenho nos dois anos da análise (2013 e 2021) e, considerando o ano mais recente (2021), os estados de Minas Gerais, Goiás e Rio de Janeiro obtiveram bons resultados nesse modelo.

5 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO ÍNDICE DE MALMQUIST

O IM, que mede a mudança na produtividade, e os seus componentes (mudança de EC) e o TC, que descrevemos na seção 2.2, apontam o comportamento das DMUs ao longo do tempo. A tabela 3 resume os resultados obtidos neste texto, e que passam a comentar. Os resultados foram obtidos com o uso do pacote FEAR 3.1.

Como o IM estimado é, em média, inferior à unidade (a única exceção é o estado de Goiás), houve retrocesso na produtividade. Assim, como, em média, os intervalos de confiança gerados pelo Bootstrap não contêm a unidade (1,00), essa conclusão é estatisticamente aceitável. O retrocesso na produtividade (IM médio igual a 0.60) foi causado pela queda na eficiência técnica (EC média igual a 0.57), que reverteu o efeito positivo da mudança técnica (TC média igual a 1.09). Note-se que os valores médios reproduzem, com boa aproximação, a composição do $IM = EC * TC = 0.57 * 1.09 = 0,62$. Esses achados estão em linha com a análise dos dados brutos dos *inputs* e dos *outputs* da seção 3, em que verificamos que os acréscimos proporcionais no *output* dos modelos (as doações efetivas) foram menores do que os aumentos proporcionais nos *inputs* (leitos de UTI, equipes transplantadoras e notificações de morte encefálica).

Individualmente, o destaque positivo no IM é o estado de Goiás. Todos os demais estados perderam produtividade. Na EC, apenas os estados de Goiás (EC=1.79),

TEXTO para DISCUSSÃO

Pernambuco (EC=1.44) e Rio de Janeiro (EC=1.55) melhoraram, enquanto todos as demais UFs pioraram. Na TC todos os estados tiveram queda do desempenho, de modo que a fronteira de eficiência regrediu na amostra, o que é um resultado preocupante, apesar dos aumentos de produção de doadores efetivos de órgãos verificados no país.

A análise da variabilidade da amostra, medida pelo CV, indica que existe uma heterogeneidade considerável no desempenho das UFs. Essa variabilidade é bem mais acentuada no IM (CV=0.49) e na EC (CV=0.44) do que na TC (CV=0.19) pois o mau desempenho da TC na amostra é quase uniforme.

TABELA 3
IM e componentes

UF	(2,5%)	(97,5%)	IM	(2,5%)	(97,5%)	EC	(2,5%)	(97,5%)	TC
Acre	0,14	0,19	0,14	0,18	0,47	0,33	0,25	0,59	0,43
Alagoas	0,3	0,3	0,30	0,3	0,5	0,39	0,48	0,89	0,75
Amazonas	0,31	0,42	0,35	0,46	1,1	0,84	0,29	0,55	0,42
Bahia	0,36	0,48	0,39	0,55	1,03	0,76	0,35	0,63	0,51
Ceará	0,48	0,65	0,52	0,44	1,4	0,98	0,28	0,71	0,53
Distrito Federal	0,32	0,41	0,33	0,43	0,77	0,59	0,4	0,72	0,56
Espírito Santo	0,81	0,97	0,81	0,95	1,71	1,33	0,44	0,78	0,61
Goiás	1,38	1,74	1,44	1,79	3,34	2,61	0,41	0,7	0,55
Maranhão	0,59	0,79	0,65	0,87	1,76	1,33	0,33	0,62	0,49
Mato Grosso do Sul	0,68	0,89	0,73	0,81	1,82	1,36	0,37	0,7	0,54
Minas Gerais	0,80	0,95	0,80	0,82	1,35	1,07	0,55	0,94	0,75
Pará	0,79	0,96	0,79	1,00	1,64	1,28	0,45	0,77	0,62
Paraíba	0,24	0,34	0,26	0,44	0,75	0,54	0,33	0,58	0,48
Paraná	0,73	0,81	0,79	0,27	1,29	1,07	0,55	1,04	0,73
Pernambuco	0,72	0,95	0,76	1,04	1,91	1,44	0,37	0,67	0,53
Piauí	0,69	0,77	0,69	0,47	1,27	1,04	0,49	0,91	0,66
Rio de Janeiro	0,86	1,09	0,88	1,23	2,01	1,55	0,41	0,70	0,57
Rio Grande do Norte	0,24	0,29	0,26	0,43	1,03	0,77	0,21	0,45	0,34
Rio Grande do Sul	0,56	0,67	0,56	0,55	1,05	0,82	0,5	0,89	0,68
Santa Catarina	0,56	0,68	0,58	0,3	1,36	1,00	0,34	0,82	0,58
São Paulo	0,65	0,76	0,65	0,71	1,22	0,96	0,49	0,86	0,67
Média	0,58	0,72	0,60	0,67	1,37	1,09	0,39	0,74	0,57
Mínimo	0,14	0,19	0,14	0,18	0,47	0,39	0,21	0,45	0,34
Máximo	1,38	1,74	1,44	1,79	3,34	2,61	0,55	1,04	0,75
CV	0,49	0,49	0,49	0,58	0,46	0,44	0,24	0,20	0,19

Elaboração do autor.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O Brasil tem um dos maiores sistemas públicos de transplantes do mundo. O SNT é um componente essencial do SUS, mas tem sido objeto de poucas avaliações de eficiência econômica. Neste *Texto para Discussão* fizemos uma avaliação da trajetória da produtividade, da eficiência, e da fronteira tecnológica na conversão de doadores cadáveres potenciais em doadores efetivos de 2013 até 2021.

Em linhas gerais, na mostra de 21 UFs estudadas, houve progressos no que se refere à capacidade relativa (*catch up*) de transformar *inputs* (leitos de UTI, notificações de morte encefálica e equipes de transplantes) em *outputs* (doadores efetivos) medida pela eficiência técnica. A discrepância de eficiência relativa entre as UFs diminuiu no período de análise. Entretanto, a produtividade geral das UFs diminuiu, o que significa que elas estão mais próximas dos níveis ótimos relativos de produção, mas esses níveis ótimos regrediram na amostra. Aproximadamente, as UFs estão mais perto das metas de eficiência, mas essas metas foram rebaixadas. O estado de São Paulo apresenta elevado volume de recursos e de resultados em transplantes de órgãos mas não se destaca positivamente em termos de eficiência técnica, e nem de variações de eficiência, produtividade e tecnologia.

É importante assinalar que a capacidade de transformação de doadores potenciais em doadores efetivos foi negativamente impactada pela epidemia da covid-19 de modo ainda não perfeitamente esclarecido. Como insumos e produtos foram afetados, não há, no momento, condições de avaliar os impactos finais da pandemia sobre a produtividade do SNT em 2021. Pretendemos voltar a esse problema em pesquisas posteriores que, esperamos, poderão se beneficiar de novos dados e informações.

As dissimilaridades de desempenho entre as UFs abrem oportunidades não desprezíveis para aprendizados mútuos, trocas de informações e identificação de *best-practices* capazes de melhorar o desempenho global do SNT. Ressalte-se que, obviamente, o SNT não é uma ilha no SUS. O seu desempenho é conjuntamente determinado pelas demais instâncias do sistema público de saúde.

O setor privado, que não atende pelo SUS, também é um determinante do desempenho do SNT. Os brasileiros que se tratam privadamente, quando necessitam de transplantes, em sua maioria, fazem esse procedimento nos hospitais do SNT. O setor privado fora do SUS executa uma parcela diminuta dos transplantes realizados no Brasil, mas trata aproximadamente 25% da população do país. Entender as consequências dessa situação que é, para dizer o mínimo, não esperada, é tarefa para próximos trabalhos.

Vale também ressaltar que a melhoria do desempenho do SNT passa pela compreensão do papel essencial das OPOs e das CIHDOTTs que são instâncias muito importantes no processo de captação de órgãos para transplantes e que estão distribuídas e que atuam de modo bastante heterogêneo no país com diferentes graus de efetividade e eficiência.

Por fim, consideramos que uma melhor qualificação dos resultados aqui obtidos deve ser sempre cotejada com a literatura, e não deve prescindir da consulta aos gestores do SNT, inclusive nos estados, e aos especialistas no setor.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, J. D. A. *et al.* Vivências e estratégias de uma organização de procura de órgãos. **Revista de Enfermagem**, Recife, v. 12, n. 4, p. 857-864, abr. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.5205/1981-8963-v12i4a110257p857-864-2018>.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, Catonsville, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, Sep. 1984. Disponível em: <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>.

BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmarking with DEA, SFA and R**. New York: Springer, 2011.

BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmark and frontier analysis using DEA and SFA**, version 2.09. Viena: 2020.

BRASIL. **Constituição da República Federativa do Brasil**. Brasília, DF: Senado Federal, 1988. _____. Tribunal de Contas da União. **Relatório de Avaliação de Programa: Programa Doação, Captação e Transplante de Órgãos e tecidos**. Brasília : TCU; Secretaria de Fiscalização e Avaliação de Programas de Governo, 2006. Disponível em: <http://portal.tcu.gov.br/biblioteca-digital/relatorio-de-avaliacao-de-programa-programa-doacao-captacao-e-transplante-de-orgaos-e-tecidos.htm>.

BVS – BIBLIOTECA VIRTUAL EM SAÚDE. **Morte encefálica**. Brasília: BVS/MS, 2008. Disponível em: http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/dicas/146morte_encefalica.html.

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, Nov. 1978. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8).

COPTP – COMMITTEE ON ORGAN PROCUREMENT AND TRANSPLANTATION POLICY; INSTITUTE OF MEDICINE. **Organ procurement and transplantation: assessing current policies and the potential impact of the DHHS final rule**. Washington D.C.: National Academies Press, 1999.

COSTA, C. K. F.; BALBINOTTO NETO, G.; SAMPAIO, L. M. B. (2014) Eficiência dos estados brasileiros e do Distrito Federal no sistema público de transplante renal: uma análise usando método DEA (Análise Envoltória de Dados) e índice de Malmquist. **Cadernos de Saúde Pública**. v. 30, n. 8, p. 1667-1679, ago. 2014. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.1590/0102-311X00121413>.

DUARTE, G. F. **Construção e processo avaliativo para as comissões intra-hospitalares de transplante**. 2019. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2019.

EFRON, R. Bootstrap methods: another look at the Jackknife. **Annals of Statistics**, v. 7, p. 1-26, 1979.

FÄRE, R.; GROSSKOPF, S.; MARGARITIS, D. Efficiency and productivity: Malmquist and more. In: FRIED, H. O.; KNOX, Lovell, A.; SCHMIDT, S. S. (Ed.). **The measurement of productive efficiency and productivity growth**. New York: Oxford University Press, 2008. p. 522-621.

GARCIA, V. D. *et al.* **Transplante de órgãos e tecidos**. 2. ed. São Paulo: Segmento Farma, 2006.

KNEIP, A.; SIMAR, L.; WILSON, P. W. When bias kills the variance: central limit theorems for DEA and FDH efficiency scores. **Econometric Theory**, v. 31, n. 2, 2015, p. 394-422.

_____. Testing hypotheses in nonparametric models of production. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 34, n. 3, 2016, p. 435-456.

KNISH, N. S. *et al.* Aplicação de instrumentos de qualidade em doação de órgãos e transplantes da Espanha validados em hospitais pilotos em Santa Catarina. **Jornal Brasileiro de Nefrologia**, v. 37, n. 3, 2015, p. 323-332. Disponível em: <https://doi.org/10.5935/0101-2800.20150052>.

KOOPMANS, T. C. An analysis of production as an efficient combination of activities. In: _____ (Ed.). **Activity analysis of production and allocation**. New York: Wiley, 1951, p. 33-97. (Cowles Commission for Research in Economics, Monograph n. 13).

MANYALICH, M. *et al.* Organ procurement: Spanish transplant procurement management. **Asian Cardiovascular and Thoracic Annals**, v. 19, n. 3, 2011, p. 268-278. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/0218492311411590>.

MARINHO, A. Um estudo sobre as filas para internações e para transplantes no Sistema Único de Saúde brasileiro. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 22, p. 10, p. 2229-2239, out. 2006. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2006001000029>.

MARINHO, A.; ARAÚJO, C. A. S. Using data envelopment analysis and the bootstrap method to evaluate organ transplantation efficiency in Brazil. **Health Care Management Science**, v. 24, p. 569-581, Mar. 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10729-021-09552-6>.

MARINHO, A.; CARDOSO, S. S. **Avaliação da eficiência técnica e da eficiência de escala do sistema nacional de transplantes**. Rio de Janeiro: Ipea, 2007. (Texto para Discussão, n. 1260). Disponível em: https://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/2170/1/TD_1260.pdf.

MARINHO, A.; CARDOSO, S. S.; ALMEIDA, V. V. Disparidades nas filas para transplantes de órgãos nos estados brasileiros. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 26, n. 4, p. 786-796, abr. 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0102-311X2010000400020>.

_____. Efetividade, produtividade e capacidade de realização de transplantes de órgãos nos estados brasileiros. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 27, n. 8, p. 1560-1568, ago. 2011. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1590/S0102-311X2011000800011>.

_____. Avaliação comparativa dos sistemas de saúde do Brasil e de países da América Latina, do Caribe e da OECD, com o uso de fronteiras estocásticas. **Economia Aplicada**, v. 24, n. 2, p. 195-214, 2020.

MORAIS, M. *et al.* (2004). As Organizações de Procura de Órgãos (OPOs) são efetivas? Análise de sete anos de atividade de uma OPO brasileira. **Arquivos de Ciências da Saúde**, v. 11, n. 4, p. 225-229 out-dez, 2004. Disponível em: https://repositorio-racs.famerp.br/racs_ol/Vol-11-4/06%20-%20id%2080.pdf.

OZCAN, Y. A. **Health care benchmarking and performance evaluation: an assessment using data envelopment analysis (DEA)**, 2nd ed. New York: Springer, 2014.

OZCAN, Y. A.; BEGUN, J. W.; MCKINNEY, M. M. Benchmarking organ procurement organizations: a national study. **Health Services Research**, v. 34, n. 4, p. 855-874, Oct. 1999.

RBT – REGISTRO BRASILEIRO DE TRANSPLANTES. **Dimensionamento dos transplantes no Brasil e em cada estado (2006-2013)**. São Paulo: ABTO, 2013. Disponível em: <https://site.abto.org.br/wp-content/uploads/2020/06/rbt2013-parcial1.pdf>.

_____. **Dimensionamento dos transplantes no Brasil e em cada estado (2014-2021)**. São Paulo: ABTO, 2021. Disponível em: https://site.abto.org.br/wp-content/uploads/2022/03/leitura_compressed-1.pdf.

SARLO R. *et al.* Impact of introducing full-time in-house coordinators on referral and organ donation rates in Rio de Janeiro public hospitals: a healthcare innovation practice.

Transplantation Proceedings, v. 48, n. 7, p. 23WW96-2398, Sept. 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.transproceed.2015.11.044>.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Sensitivity analysis of efficiency scores: how to bootstrap in nonparametric frontier models. **Management Science**, v. 44, n. 1, p. 49-61, Jan. 1998.

_____. Estimating and bootstrapping Malmquist indices. **European Journal of Operational Research**, v. 115, n. 3, p. 459-471, Jun. 1999.

_____. Hypothesis testing in nonparametric models of production using multiple sample splits. **Journal of Productivity Analysis**, v. 53, p. 287-303, Mar. 2020.

SIQUEIRA, M. M. *et al.* Indicadores de eficiência no processo de doação e transplante de órgãos: revisão sistemática da literatura. **Revista Panamericana de Salud Publica**, v. 40, n. 2, p. 90-97, 2016. Disponível em: https://iris.paho.org/bitstream/handle/10665.2/31162/v40n2a5_90-97.pdf?sequence=1&isAllowed=y.

SIQUEIRA, M. M.; ARAÚJO C. A. S. Efficiency of Brazilian public services of kidney transplantation: Benchmarking Brazilian states via data envelopment analysis. **Health Planning Management**, v. 33, n. 4, p. e1067-e1087, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/hpm.2588>.

WILSON. P. W. FEAR: a software package for frontier efficiency analysis with R. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 42, p. 247-254, 2008. Disponível em: https://themys.sid.uncu.edu.ar/~rpalma/Toma_Decision/Papers/R_ParetoOptimal.pdf.

Ipea – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

EDITORIAL

Coordenação

Aeromilson Trajano de Mesquita

Assistentes da Coordenação

Rafael Augusto Ferreira Cardoso

Samuel Elias de Souza

Supervisão

Aline Cristine Torres da Silva Martins

Revisão

Bruna Oliveira Ranquine da Rocha

Carlos Eduardo Gonçalves de Melo

Crislayne Andrade de Araújo

Elaine Oliveira Couto

Luciana Bastos Dias

Rebeca Raimundo Cardoso dos Santos

Vivian Barros Volotão Santos

Deborah Baldino Marte (estagiária)

Luíza Cardoso Mendes Velasco (estagiária)

Editoração

Aline Cristine Torres da Silva Martins

Camila Guimarães Simas

Leonardo Simão Lago Alvite

Mayara Barros da Mota

Capa

Aline Cristine Torres da Silva Martins

Projeto Gráfico

Aline Cristine Torres da Silva Martins

*The manuscripts in languages other than Portuguese
published herein have not been proofread.*

Missão do Ipea
Aprimorar as políticas públicas essenciais ao desenvolvimento brasileiro
por meio da produção e disseminação de conhecimentos e da assessoria
ao Estado nas suas decisões estratégicas.



ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

MINISTÉRIO DO
PLANEJAMENTO
E ORÇAMENTO

