



Eficiência dos aeroportos internacionais brasileiros: uma análise envoltória de dados com *bootstrap*

Efficiency of Brazilian international airports: applying the bootstrap data envelopment analysis

Ana Elisa Périco¹
Naja Brandão Santana²
Daisy Aparecida do Nascimento Rebelatto³

Resumo: A eficiência adquiriu maior relevância entre as organizações no cenário de mercados abertos, que teve início no Brasil por volta dos anos 1990. O objetivo deste artigo foi analisar, por envoltória de dados com *bootstrap*, a eficiência dos aeroportos brasileiros, utilizando as bases de dados da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) e da Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária (INFRAERO) de 2010, 2011 e 2012. Uma regressão múltipla foi utilizada para validar as variáveis do modelo proposto. Nesse modelo, a medida utilizada para representar o desempenho dos aeroportos foi a quantidade de passageiros processados (variável dependente); para as variáveis que determinam o desempenho (variáveis independentes) foram utilizados: número de pistas, número de balcões de *check-in*, número de estacionamento de aeronaves e área de passageiros. A partir de então, a técnica Análise Envoltória de Dados foi aplicada para os 16 aeroportos internacionais brasileiros, em abordagem operacional. Para corrigir os valores de eficiência encontrados, tendo em vista o erro aleatório inerente aos dados, aplicou-se uma abordagem da técnica de *bootstrap*. Os resultados encontrados apontam que a grandeza de um aeroporto não foi determinante para atribuir eficiência, embora seja critério relevante para impulsionar melhorias no seu desempenho. Convém salientar, também, que a utilização dos recursos (*inputs*) para o alcance do produto (*output*) foi o critério mais relevante na busca do bom desempenho e da eficiência aeroportuária no estudo aqui apresentado. Nesse sentido, o aeroporto de Curitiba, na Região Sul do país, foi classificado como o mais eficiente em todos os períodos, e os aeroportos do Galeão (Rio de Janeiro) e Manaus (Amazonas) como os menos eficientes.

Palavras-chave: Aeroportos brasileiros internacionais; Análise envoltória de dados; Eficiência operacional.

Abstract: In the setting of open market organizations, efficiency has gained greater relevance, which in Brazil began around the 1990s. This paper applies the bootstrap data envelopment analysis aiming to study the efficiency of Brazilian airports, using the databases of the Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC) and the Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária (INFRAERO), dated of 2010, 2011 and 2012. We used multiple regression to validate the variables of the model. In this model, the measure used to represent the performance of airports was the number of processed passengers (dependent variable); for the variables that determine performance (independent variables) we used: number of runways, number of check-in counters, number of aircraft parking bays and passenger areas. The method was applied to study 16 Brazilian international airports in an operational approach. To correct the efficiency values found, given the inherent random error of the data, a bootstrap technique was applied. The approach showed that an airport's size is not the determining factor to assign their efficiency. The use of resources to achieve the product was the most relevant criterion to investigate the airport's good performance and efficiency in this study. The results obtained indicate that the Curitiba Airport is the most efficient. Moreover, the least efficient airports were the Galeão and Manaus Airports.

Keywords: Brazilian International airports; Data envelopment analysis; Operational efficiency.

¹ Departamento de Economia, Universidade Estadual Paulista – UNESP, Rodovia Araraquara-Jaú, Km 1, CEP 14800-901, Araraquara, SP, Brasil, e-mail: anaelisa@fclar.unesp.br

² Centro de Ciências da Natureza, Universidade Federal de São Carlos – UFSCar, Rodovia Lauri Simões de Barros, Km 12, CEP 13290-000, Buri, SP, Brasil, e-mail: naja@ufscar.br

³ Departamento de Engenharia de Produção, Universidade de São Paulo – USP, Avenida Trabalhador São-Carlense, 400, CEP 13566-590, São Carlos, SP, Brasil, e-mail: daisy@sc.usp.br

1 Introdução

É notório que por muito tempo o Brasil não realizou investimentos condizentes com as necessidades na área de infraestrutura, em todas suas modalidades. Diversos motivos contribuíram para tal situação, especialmente, a estagnação econômica que predominou por longo tempo no país.

De 2000 a 2010, comparativamente à década anterior, foi possível notar um crescimento econômico mais expressivo, resultando no aumento do número de pessoas empregadas, geração de renda, maior consumo e, conseqüentemente, redução da pobreza.

Com um cenário mais positivo em 2007, o governo federal lançou o Programa de Aceleração do Crescimento (PAC), cujos investimentos destinavam-se ao financiamento de obras de infraestrutura. Porém mesmo com a retomada dos investimentos, ainda em quantidade aquém da necessária, continuava possível identificar grandes gargalos.

Atualmente, os gargalos mais destacados e evidenciados pela mídia são os relacionados à infraestrutura aeroportuária. O processo de desregulamentação do setor, ainda que restrito e ocorrido na década de 1990, aliado ao crescimento econômico observado na última década resultaram em um incremento considerável da demanda por serviços aéreos. Além disso, os dois grandes eventos esportivos com sede no país, Copa do Mundo de 2014 e Olimpíadas de 2016 evidenciaram os problemas existentes na infraestrutura aeroportuária brasileira.

A partir dessa contextualização, esse artigo teve como objetivo investigar, por meio da análise envoltória de dados (DEA) com *bootstrap*, a eficiência de 16 aeroportos internacionais do país, no período de 2010 à 2012, considerando uma abordagem operacional. Com os resultados, poderão ser identificados aqueles aeroportos que possuem melhor desempenho.

Este trabalho está relacionado com a literatura que investiga a importância da infraestrutura de transportes para o desenvolvimento socioeconômico, assim como a questão de sua ausência como fator estrangulador do crescimento e desenvolvimento regional.

Nessa direção, Berechman (1994) defende que as infraestruturas de transporte podem gerar o aumento da produção por parte das empresas, afetar o nível de preço dos produtos e, ainda, afetar a localização das firmas, resultando em um crescimento econômico líquido. Njoh (2009), em seu trabalho realizado para países do oeste e região central da África alcança resultados semelhantes mas apontando, também, que a relação entre infraestrutura de transportes e desenvolvimento pode ser mais forte em países menos desenvolvidos.

Considerando real e positiva a relação entre infraestruturas de transportes e desenvolvimento, buscou-se, neste trabalho, direcionar a questão para as infraestruturas aeroportuárias.

Graham (2001) menciona alguns impactos econômicos e sociais advindos da existência e manutenção dos aeroportos, tais como os impactos de renda, emprego, investimentos, receitas de impostos e taxas (relativas às atividades econômicas do aeroporto), desenvolvimento do turismo e investimentos em infraestruturas remotas (armazéns, filiais de empresas, melhoria na estrutura urbana) etc.

Para promover tais impactos é necessário que o aeroporto seja eficiente e que atenda, de forma adequada, às demandas por seus serviços. Nesse sentido, não há na literatura sobre eficiência aeroportuária uma definição precisa de como deve ser mensurada a eficiência de um aeroporto. Importante destacar que a criação de um modelo padrão de eficiência, que se adapte a toda e qualquer situação, constitui tarefa árdua e que, ainda assim, resultará em um modelo relativo de eficiência. Dessa forma, diversos autores utilizam abordagens distintas, com variáveis que ora se repetem, ora não.

Curi et al. (2011) utilizaram a análise envoltória de dados para estimar a eficiência de 18 aeroportos italianos no período de 2000 à 2004. Para os autores, a dimensão dos aeroportos não permite vantagens em termos de eficiência operacional, mas permite vantagens de eficiência financeira para o caso de *hubs* e desvantagens para o caso de aeroportos menores.

Diversos outros trabalhos foram desenvolvidos para analisar a eficiência de aeroportos em uma série de países. Lozano & Gutiérrez (2011) analisaram a eficiência de 41 aeroportos espanhóis a partir de dados de 2006; Yang (2010) estimou a eficiência de 12 aeroportos na região Ásia Pacífico no período 1998-2006; Barros & Dieke (2008) calcularam a eficiência dos aeroportos italianos em 2003; Martin & Roman (2006) investigaram a eficiência de 34 aeroportos espanhóis em 1997; Yoshida & Fujimoto (2004) estimaram a eficiência de 67 aeroportos japoneses em 2000; e Oum et al. (2008) e Lin & Hong (2006) analisaram a eficiência dos principais aeroportos do mundo.

No Brasil, o trabalho de Fernandes & Pacheco (2002) analisou a eficiência de 35 aeroportos domésticos. A DEA foi utilizada de forma a identificar quais aeroportos usavam seus recursos de forma eficiente e quais apresentavam ociosidade em suas operações.

É possível observar que a literatura apresenta uma grande diversidade de modelos dentro de diferentes abordagens de eficiência, buscando sempre maior atuação dos tomadores de decisão. Assim, a motivação principal deste trabalho foi contribuir nessa discussão, considerando, também, os dois grandes eventos esportivos com sede no Brasil. Um deles, a Copa do Mundo (já ocorrida) e o outro, Olimpíadas, a ocorrer em 2016, sendo que ambos demandaram e demandarão os serviços aeroportuários brasileiros.

Estrutura do artigo: na segunda seção realiza-se uma breve revisão de literatura sobre análise envoltória de dados, já considerando a incorporação da técnica de *bootstrap*. Na seção 3 descrevemos a metodologia do trabalho, a definição das variáveis utilizadas e a aplicação do modelo proposto. Na quarta seção apresentamos as discussões sobre os resultados obtidos a partir da aplicação do modelo e, na quinta, as considerações finais.

2 Análise envoltória de dados

A DEA é uma técnica gerencial utilizada para a avaliação e comparação de unidades organizacionais. Ao englobar um grande número de informações, transformando-as em um único índice de eficiência global relativa, a técnica auxilia a tomada de decisões.

A DEA é uma técnica de pesquisa operacional que tem como base a programação linear, cujo objetivo é analisar comparativamente unidades independentes no que se refere a seu desempenho relativo. É classificada como não paramétrica, pois não utiliza uma função de produção predefinida, idêntica para todas as organizações na análise do relacionamento *input-output*. Logo, para a sua utilização não é necessária a elaboração de uma fórmula ponderada, fixa, para a medição da eficiência de unidades analisadas, pois os pesos de cada uma das variáveis são determinados pela própria técnica.

A DEA pode ser considerada como um corpo de conceitos e metodologias incorporados a uma coleção de modelos, com possibilidades interpretativas diversas (Charnes et al., 1994).

2.1 Etapas de aplicação dos modelos DEA

Para a aplicação dos modelos DEA, é necessário cumprir uma seqüência de etapas:

- a) Seleção das unidades que entram na análise;
- b) Seleção das variáveis (*input* e *output*) apropriadas para estabelecer a eficiência relativa das unidades selecionadas; e
- c) Identificação da orientação do modelo e retornos de escala.

Na seleção das unidades (a), a literatura especializada sugere que sejam chamadas de *decision making units* (DMUs). Para Lins & Meza (2000), a primeira observação a ser feita diz respeito à homogeneidade das DMUs. Por DMUs homogêneas entendem-se aquelas que realizam as mesmas tarefas, com os mesmos objetivos, que estejam trabalhando nas mesmas condições de mercado e tais que as variáveis utilizadas sejam iguais, com exceção da sua magnitude. As unidades a serem avaliadas necessitam ser suficientemente semelhantes, de forma que a comparação faça sentido,

mas também suficientemente diferentes, para que a discriminação possa ser feita.

Por unidades semelhantes entendem-se aquelas que realizam as mesmas funções, ou seja, produzem o mesmo tipo de produtos e serviços; que atuam sob as mesmas condições e que estejam submetidas às mesmas leis e regulamentações. Os únicos fatores a distinguírem essas unidades devem ser: localização (considerando um espaço geográfico regido pelas mesmas normas), escala de produção e porte.

A localização e porte não serão os fatores a determinar a eficiência das unidades, desde que as mesmas operem sob as mesmas leis e regulamentos. O que torna essas unidades distintas, em termos de eficiência, é como elas utilizam seus recursos para obter seus resultados.

Dessa forma, a imposição sobre a semelhança entre unidades refere-se às funções e produtos/serviços produzidos. E, quando dizemos que essas mesmas unidades devem ser diferentes, para que a discriminação possa ser feita, é a partir da consideração de que o uso dos recursos é distinto entre cada uma dessas unidades, assim como os resultados alcançados.

Já para a seleção das variáveis (b), Golany & Roll (1989) estruturaram os procedimentos em três alternativas: julgamento criterioso, análises quantitativas não baseadas em técnicas DEA e seleção baseada na técnica DEA.

No que se refere à primeira alternativa, a grande questão é a diferenciação entre fatores que causam a eficiência e fatores que a explicam. Nesse caso, afirmam os autores, somente uma análise da causalidade, com apoio de especialistas, poderá ajudar a decidir se determinada variável é causa ou efeito no modelo que está sendo criado.

A segunda alternativa diz respeito às análises estatísticas e de regressão, tanto para auxiliar na caracterização de uma variável como *input* ou *output*, quanto para avaliar o seu grau de relevância e/ou redundância. Para os autores, a relação fraca para algumas variáveis pode indicar uma necessidade de reexaminá-las e, se necessário, desconsiderá-las.

E, por fim, para seleção de variáveis a partir de técnica DEA, Norman & Stoker (1991) propuseram um procedimento sistematizado para validação de variáveis pré-selecionadas inspirado no método *stepwise*. O método parte de um par inicial de *input-output*, calcula o *score* de eficiência das DMUs com base nesse par e os coeficientes de correlação de todas as demais variáveis com esse *score*. Para selecionar a próxima variável a entrar no modelo, a lista de variáveis é percorrida em ordem decrescente do módulo do coeficiente de correlação. O objetivo é incorporar a variável que permita um melhor ajuste das DMUs à fronteira de eficiência.

Na terceira etapa (c), que consiste na identificação da orientação do modelo e retornos de escala, são

definidos os modelos que melhor representam a tecnologia de produção, havendo a necessidade de fazer algumas ressalvas, principalmente no que diz respeito à orientação e ao tipo de retorno de escala.

O modelo de eficiência pode responder a qualquer uma das duas perguntas:

- As unidades produzem determinado nível de *output*, a quanto é possível reduzir os *inputs* mantendo-se o nível atual de *output*? Isso significa minimizar os *inputs*; e
- As unidades utilizam determinado nível de *input*, qual é o maior nível de *output* que pode ser alcançado com esse nível de *input*? Isso significa maximizar os *outputs*.

Com isso, faz-se necessária a escolha pela orientação de minimização de *inputs* e/ou maximização dos *outputs*.

Já a relação entre *inputs* e *outputs* é denominada retorno de escala. São duas as possibilidades de retornos nos modelos DEA: retorno constante de escala (CRS) e retornos variáveis de escala (VRS).

Uma tecnologia apresenta retorno constante de escala quando os *inputs* aumentam ou diminuem na mesma proporção dos *outputs*. Uma tecnologia apresenta retorno variável de escala quando os *inputs* são multiplicados por um fator λ e os *outputs* podem seguir qualquer comportamento em relação a esse fator λ .

Entre esses modelos, é possível escolher o mais adequado para a amostra utilizada. Um mecanismo que vem sendo utilizado para essa escolha é o teste de hipóteses de retornos de escalas apresentado por Banker (1996), que verifica qual retorno de escala (constante ou variável) é mais apropriado para o conjunto de dados usados. Banker (1996) sugere aplicar o teste não paramétrico de duas amostras de Kolmogorov-Smirnov, baseado na máxima distância de distribuição acumulada dos indicadores de eficiência dos modelos CRS e VRS.

O teste avalia a hipótese nula de retornos constantes de escala em contraponto à hipótese alternativa de retornos variáveis de escala. O teste é baseado na máxima distância vertical entre $\hat{F}^c(\ln(\hat{\theta}_j^c))$ e $\hat{F}^v(\ln(\hat{\theta}_j^v))$ as distribuições empíricas de $\ln(\hat{\theta}_j^c)$ e $\ln(\hat{\theta}_j^v)$ são utilizadas. Os valores ficam concentrados entre 0 e 1. Valores próximos a 1 tendem a rejeitar a hipótese nula e, com isso, a se aceitar a hipótese alternativa (Banker & Natarajan, 2004).

O teste de Kolmogorov-Smirnov foi realizado e o modelo VRS selecionado como o mais adequado. Tal procedimento está devidamente detalhado na seção 4.2.

Como nesta pesquisa o que se buscou foi o aumento do *output* (passageiros processados) dos aeroportos

investigados, foi selecionada a abordagem orientada ao *output*. O modelo proposto, conhecido como VRS orientado para o *output* (Banker et al., 1984), é apresentado a seguir (Equação 1):

$$\text{Maximizar } \sum_{i=1}^n v_i x_{ki} + v_k \quad (1)$$

sujeito a:

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rk} = 1$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{jr} - \sum_{i=1}^n v_i x_{jr} - v_k \geq 0$$

$$u_r, v_i \geq 0$$

considerando:

$y = \text{outputs}$; $x = \text{inputs}/u$, $v = \text{pesos}/r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $j = 1, \dots, n$.

O objetivo do modelo VRS com orientação ao *output* é a maximização do nível de produção, utilizando, no máximo, o consumo de *inputs* observados. As variáveis u_k e v_k foram introduzidas, representando os retornos variáveis de escala. Essas variáveis não devem atender à restrição de positividade, podendo assumir valores negativos.

2.2 DEA bootstrap

Para se corrigir os valores de eficiência tendo em vista o erro aleatório inerente aos dados, Simar & Wilson (1998) propõem uma abordagem. Por meio dela, aplica-se a técnica de *bootstrap* à metodologia DEA para proceder com a inferência estatística dos resultados de eficiência obtidos pelo modelo DEA.

Assim, é possível estimar, para cada unidade analisada, o intervalo de confiança da eficiência, o viés e a eficiência corrigida, que será a considerada para a avaliação de desempenho dos aeroportos. A Equação 2 evidencia o processo de geração do intervalo de confiança para o indicador de eficiência.

$$\Pr(\hat{\theta} - \delta \leq \theta \leq \hat{\theta} + \delta) = 1 - \alpha \quad (2)$$

em que: θ é o “verdadeiro” indicador de eficiência; $\hat{\theta}$ é uma estimativa do indicador de eficiência; δ é a margem de erro; α é o nível de significância estatística. Com o intervalo de confiança do estimador de eficiência, obtido via o processo de reamostragem, $IC[\theta, (1 - \alpha)\%] = \hat{\theta} \pm \delta$, encontra-se um índice de eficiência mais robusto à sensibilidade dos dados. Além disso, é possível encontrar o tamanho do viés do estimador de eficiência ($\hat{\theta} - \hat{\theta}_{boot}$).

3 Método de pesquisa

Nessa seção são apresentados os passos de procedimento adotados na pesquisa empírica.

3.1 A base de dados

Os dados utilizados foram os registros dos Relatórios de Desempenho Operacional dos Aeroportos, obtidos no *site* da Agência Nacional de Aviação Civil (Brasil, 2013) e outros dados técnicos dos aeroportos retirados do *site* da Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária (INFRAERO, 2013).

A definição do período de análise (2010-2012) deveu-se à disponibilização dos dados por ANAC e INFRAERO, optando-se por considerar os períodos mais recentes com dados totalmente padronizados.

3.2 A amostra

A amostra investigada nesta pesquisa foi constituída pelos 16 aeroportos internacionais brasileiros. A delimitação se deu pelo fato de a ANAC disponibilizar dados desagregados somente para essa categoria de aeroportos. Buscou-se trabalhar com aeroportos de diferentes portes, de forma a permitir que a análise fosse feita também considerando esse aspecto. O Quadro 1 apresenta os aeroportos que foram investigados.

É importante destacar que, desses 16 aeroportos, 12 estão localizados em cidades que foram sede de jogos da Copa do Mundo de 2014, a saber: Guarulhos, Congonhas, Brasília, Galeão, Salvador, Confins, Porto Alegre, Recife, Curitiba, Fortaleza, Manaus e Natal.

3.3 Seleção de variáveis e aplicação do modelo

A proposta inicial de escolha de variáveis e definição de um modelo teórico se pautou em dois fatores: (i) disponibilidade de dados dos aeroportos

brasileiros; (ii) diferentes modelos de eficiência aeroportuária, definidos em importantes pesquisas internacionais.

Como as unidades analisadas foram os aeroportos brasileiros, uma medida considerada adequada para avaliar o seu desempenho foi o número de passageiros processados.

Considerando-se os dois fatores anteriormente mencionados, foi possível identificar algumas variáveis operacionais que podem ter relação com a medida de desempenho proposta (número de passageiros processados). Seguem, no Quadro 2, as variáveis identificadas, assim como as respectivas classificações.

Para validação do modelo proposto, foi utilizada uma regressão linear múltipla. Nesse sentido, buscou-se verificar se as variáveis propostas (*inputs*) contribuíram para a determinação do número de passageiros processados nos aeroportos investigados. A análise foi composta por um painel de dados com 16 aeroportos, observados em 3 anos ($t = 3$), num total de 48 observações.

O modelo estimado neste trabalho é do tipo *log-log* e se apresenta da seguinte forma (Equação 3):

$$PaxProc = \alpha_t + \beta_1 NPistas_{it} + \beta_2 Checkin_{it} + \beta_3 EstAero_{it} + \beta_4 AreaPax_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

A variável α_t de progresso técnico reflete as disfunções do modelo que são comuns a todos os aeroportos em cada período de tempo, tratando-se de uma *dummy*. Na prática, essa variável controla os efeitos de características qualitativas e que atuam sobre o nível de passageiros processados de cada aeroporto investigado.

Em relação à estrutura do erro, a disponibilidade de dados em painel permitiu maior flexibilidade na sua especificação, que assim se apresenta (Equação 4):

Quadro 1. Aeroportos investigados.

Aeroporto Internacional de Guarulhos (SP)	Aeroporto Internacional de Confins (MG)	Aeroporto Internacional de Manaus (AM)
Aeroporto Internacional de Congonhas (SP)	Aeroporto Internacional de Porto Alegre (RS)	Aeroporto Internacional de Florianópolis (SC)
Aeroporto Internacional de Brasília (DF)	Aeroporto Internacional de Recife (PE)	Aeroporto Internacional de Belém (PA)
Aeroporto Internacional do Galeão (RJ)	Aeroporto Internacional de Curitiba (PR)	Aeroporto Internacional de Natal (RN)
Aeroporto Internacional de Maceió (AL)	Aeroporto Internacional de Fortaleza (CE)	
Aeroporto Internacional de Salvador (BA)	Aeroporto Internacional de São Luís (MA)	

Quadro 2. Variáveis propostas para a análise.

<i>Inputs</i>	<i>Output</i>
Número de pistas (Npistas) Número de balcões de <i>check-in</i> (Checkin) Número de estacionamento de aeronaves (EstAero) Área do terminal de passageiros (AreaPax)	Passageiros processados (PaxProc)

$$\varepsilon_{it} = \eta_i + \mu_{it} \quad (4)$$

em que: μ_{it} é o erro que se supõe e η_i diz respeito às características e efeitos individuais de cada aeroporto, que são constantes ao longo do tempo e não observadas, tais como efeitos das dimensões, localização e de uma mescla de outros fatores que se materializam em diferenças relevantes entre os aeroportos.

Considerando que o componente η_i pode variar na seção cruzada, cabe a especificação dos estimadores. As duas formulações mais comuns para especificar a natureza dos efeitos individuais em um modelo em painel são a utilização de efeitos fixos (Least Squares Dummy Variable Model) ou a de efeitos aleatórios (Estimated Generalized Least Squares).

A escolha entre os tratamentos dos efeitos individuais (fixos ou aleatórios) depende, portanto, da ausência de correlação entre os efeitos individuais não observados (η_i) e as variáveis explicativas. A escolha foi realizada mediante o teste proposto por Hausman (1978).

4 Apresentação e análise dos resultados

Esta seção tem por objetivo apresentar a validação e aplicação do modelo propostos, assim como os resultados obtidos e suas análises.

4.1 Validação das variáveis

A partir do modelo anteriormente proposto (Equação 3), que determina que o nível de passageiros processados de um aeroporto é função do número de pistas, balcões de *check-in*, número de estacionamento de aeronaves

e área do terminal de passageiros, buscou-se captar as elasticidades de cada uma das variáveis explicativas em relação à variável dependente.

Uma vez constatado, por meio de um teste de Hausman, que as variáveis explicativas são exógenas, é possível afirmar que elas não possuem correlação com o termo do erro. Considerou-se, ainda, a estimação do modelo levando-se em conta os efeitos individuais de cada aeroporto. Pressupôs-se que as características não observadas, que podem variar de aeroporto para aeroporto, deviam ser consideradas no modelo, já que poderiam influenciar nos resultados dos parâmetros. Para tanto, o modelo foi estimado considerando-se os efeitos como fixos e aleatórios.

O teste de Hausman foi novamente realizado e o resultado indicou a rejeição da hipótese nula (H_0), com isso, o modelo de efeitos fixos foi considerado consistente e eficiente (Tabela 1).

O teste de especificação de Hausman forneceu evidências de que há correlação entre os efeitos não observáveis e as variáveis explicativas do modelo. A partir disso, a Tabela 2 apresenta os resultados da estimação realizada a partir da matriz de White, robusta à heterocedasticidade, considerando os efeitos como fixos.

No modelo de efeitos fixos, a estimativa foi feita assumindo-se que a heterogeneidade dos aeroportos é capturada na parte constante, que é diferente de aeroporto para aeroporto, captando diferenças invariantes ao longo do tempo. Observou-se que os coeficientes estimados são significativos, principalmente, para a área do terminal de passageiros (3,94), balcões de *check-in* (2,27) e estacionamento de aeronaves (1,36).

Tabela 1. Teste de Hausman.

Teste Seção Transversal de Efeitos Aleatórios (resumo do teste)			
	Chi-Sq. Statistic	Chi-Sq. d.f.	Prob.
Seção Transversal Aleatória	10,073047	6	0,1974

Tabela 2. Regressão – Efeitos fixos.

Variável dependente: LOG (Paxproc)				
Método: Panel Least Squares				
Períodos inclusos: 3		Unidades: 16		
White diagonal standard errors & covariance				
Variável	Coefficiente	Dpadrão	t-Statistic	Prob.
LOG (AreaPax)	3,945909	2,113378	2,548584	0,0000
LOG (Checkin)	2,277672	1,049872	2,169476	0,0087
LOG (EstAero)	1,361969	0,535090	2,545309	0,0017
(Npistas)	0,005367	0,023717	0,226308	0,0086
R-quadrado	0,996860			
R-quadrado ajustado	0,994729			
S.E. da regressão	0,063385			
Soma quadrados resíduos	0,112494			
F-estatística	467,8058			
Prob (F-estatística)	0,000000			

Assim, os parâmetros obtidos por meio da estimativa do modelo de efeito fixo podem ser considerados os melhores estimadores lineares e o elevado coeficiente ajustado ajuda a validar o modelo apresentado (Equação 3).

4.2 Análise envoltória de dados

A Tabela 3 resume a distribuição dos escores de eficiência dos aeroportos, considerando o período agregado (2010-2012), para o modelo de retorno variável de escala (DEA-VRS). Considerando-se tal especificidade, 62,50% dos aeroportos foram eficientes.

Com relação à definição do modelo DEA (escala constante ou variável), a literatura sugere a realização do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS), uma vez que a escolha da tecnologia é uma questão fundamental que, se decidida arbitrariamente, pode produzir resultados distorcidos.

No procedimento do teste, o valor dessa estatística (0,7911) foi obtido ($\alpha = 1\%$) e permitiu aceitar-se a

hipótese de retornos variáveis de escala. O resultado de tal teste justifica a apresentação apenas dos resultados do modelo de retorno variáveis de escala (Tabela 3 – resultados agregados; Tabela 4 – resultados desagregados).

O modelo utilizado neste trabalho não considerou a possibilidade de restrição aos pesos das variáveis. O modelo proposto foi validado por meio da regressão linear múltipla, que apontou coeficientes significantes para as variáveis independentes, o que significa que elas possuem certa representatividade para explicar a quantidade de passageiros processados nos aeroportos.

Tal procedimento não garante que os pesos de todas as variáveis do modelo, na análise envoltória de dados, assumirão valores diferentes de zero. No entanto, considerando que em apenas seis observações (do total de 48) foram observadas variáveis com peso zero e que não houve grandes discrepâncias nos pesos das variáveis para as unidades investigadas, optou-se por não se impor nenhum tipo de restrição aos pesos nem excluir variáveis, evitando-se a incorporação de subjetividade na modelagem.

Para os poucos casos em que foram observados pesos zero para determinadas variáveis, consideramos que elas não contribuíram para os índices de eficiência obtidos. Destaca-se, ainda, que nas seis situações, as variáveis foram “número de balcões de *check-in*” e “número de estacionamento de aeronaves”, nos três anos de investigação, para um grande aeroporto da Região Sudeste do país. Tal aeroporto é conhecido por ser de grande extensão (grande número de balcões de *check-in* e de estacionamentos de aeronaves) e de pouco movimento (baixa quantidade de passageiros processados, considerando-se o potencial instalado), o que explica parcialmente o peso zero para as referidas variáveis.

Tabela 3. Distribuição dos aeroportos por classe.

Classe de desempenho	Aeroportos	
0-20%	0	0%
20-40%	1	6,25%
40-60%	0	0%
60-80%	2	12,5%
80-99%	3	18,75%
100%	10	62,5%
Total	16	100%
Pontuação		
Mínima	38,56	
Média	89,6	
Máxima	100	

Tabela 4. Indicadores de eficiência dos aeroportos.

Aeroporto	Total	2010	2011	2012	Média
Belém	98,77	100,00	97,5	95,97	97,82
Brasília	100,00	98,67	100,00	100,00	99,55
Confins	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Congonhas	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Curitiba	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Florianópolis	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Fortaleza	80,75	81,95	82,83	78,14	80,97
Galeão	63,47	67,37	58,89	64,67	63,64
Guarulhos	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Maceió	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Manaus	38,56	41,00	39,30	36,32	38,87
Natal	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Porto Alegre	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Recife	81,55	93,53	84,56	71,62	83,23
Salvador	70,91	72,89	69,90	70,05	70,94
São Luís	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Média	89,62	90,96	89,56	88,54	89,69

De forma a corrigir os valores de eficiência, considerando-se o erro aleatório inerente aos dados, utilizou-se a abordagem proposta por Simar & Wilson (1998). A Tabela 5 apresenta os índices de eficiência originais (enviesados), o viés e os índices corrigidos pela técnica de *bootstrap*. Os resultados de *bootstrap* foram gerados por uma reamostragem de 2.000 pseudo-amostras ($B = 2.000$).

Optou-se por apresentar os resultados médios por aeroporto, já que, mesmo com a correção anual do viés, os indicadores mantiveram certa estabilidade no decorrer dos anos.

Pelos resultados apresentados na Tabela 5, é possível constatar a significativa influência dos índices de eficiência com relação às variações das amostras, reduzindo a eficiência média em 17,36%. Os valores da eficiência média corrigida, na maior parte dos casos, são consideravelmente diferentes em magnitude, quando comparados com os valores originais. Um exemplo que corrobora tal constatação é o caso do aeroporto de Natal (Rio Grande do Norte), que após a aplicação do *bootstrap* teve seu índice corrigido de 100,00% de eficiência para 66,67%.

O que se verificou, na verdade, é que na realização de uma análise puramente determinística, sem se considerar a influência do viés estatístico, os resultados encontrados estão superestimados.

4.3 Análise dos resultados

As estatísticas descritivas de eficiência dos 16 aeroportos estão sintetizadas na Tabela 6. Na análise dos períodos desagregados, foi observada uma diminuição na eficiência média de 2,7% (2010-2012).

Outra análise realizada diz respeito à observação das diferenças de eficiência nos aeroportos considerando o seu porte. Portanto, os indicadores médios de eficiência dos aeroportos foram calculados para os três tamanhos investigados (extra grande, grande e médio) em 2010, 2011 e 2012. A Tabela 7 apresenta os resultados.

Deve-se ressaltar que o tamanho dos aeroportos foi definido com base nos critérios propostos por Burman et al. (2007 apud Brasil, 2012), que classificam o aeroporto de acordo com o nível de passageiros processados por ano.

Para a amostra de 16 aeroportos pesquisados, em 2010, 4 aeroportos foram classificados como extra grandes, 6 como grandes e outros 6 como de médio porte. Essa classificação se manteve inalterada em 2011. Já em 2012, 6 aeroportos foram classificados como extra grandes, 6 como grandes e apenas 4 como de médio porte.

Como pode ser observado na Tabela 7, a eficiência média da amostra total diminuiu 2,7%. Para aeroportos

Tabela 5. Indicadores de eficiência corrigidos.

Aeroporto	Média de eficiência	Viés	Média de eficiência corrigida
Belém	97,82	22,61	75,21
Brasília	99,55	23,18	76,37
Confins	100,00	8,56	91,44
Congonhas	100,00	23,33	76,67
Curitiba	100,00	1,79	98,21
Florianópolis	100,00	21,24	78,76
Fortaleza	80,97	14,75	66,22
Galeão	63,64	21,21	42,43
Guarulhos	100,00	17,33	82,67
Maceió	100,00	27,33	72,67
Manaus	38,87	1,09	37,78
Natal	100,00	33,33	66,67
Porto Alegre	100,00	5,23	94,77
Recife	83,23	13,86	69,37
Salvador	70,94	23,64	47,30
São Luís	100,00	19,33	80,67
Média	89,69	17,36	72,33

Tabela 6. Estatística descritiva dos indicadores de eficiência dos 16 aeroportos.

Medidas	2010	2011	2012
Média	73,19	72,58	71,23
Mediana	76,66	75,83	75,32
Desvio-padrão	16,45	17,44	18,15
Máximo	98,21	97,73	98,70
Mínimo	42,18	39,26	36,41

Tabela 7. Média de eficiência por tamanho.

	2010	2011	2012
Amostra total	73,19	72,58	71,23
Extra grande	70,00	68,81	69,63
Grande	79,25	78,75	71,73
Médio porte	69,60	69,17	73,49

classificados como extra grandes, houve uma pequena redução na eficiência média entre 2010 e 2012, de cerca de 0,5%.

Em relação aos aeroportos extra grandes, mesmo com a variação na quantidade de aeroportos pertencentes a esse grupo, no decorrer dos anos, é possível notar algumas peculiaridades. A primeira diz respeito à inclusão de outros dois aeroportos nesse grupo (Galeão e Salvador), em 2012, cujos indicadores de eficiência eram apenas “razoáveis”. Com isso, o grupo que anteriormente (em 2010 e 2011) era composto por aeroportos bem qualificados, em termos de eficiência operacional (Guarulhos, Congonhas, Brasília e Confins), aumentou de tamanho e teve sua eficiência média levemente reduzida.

Além disso, vale destacar que a maior parte dos aeroportos desse grupo operou com sobrecarga em 2012.

O aeroporto do Galeão é reconhecidamente subutilizado. Todos os recursos desse aeroporto são de grande magnitude. Trata-se de um aeroporto muito grande. No entanto, o nível de passageiros processados é apenas mediano, o que o torna ineficiente no uso de seus recursos.

O aeroporto de Salvador é um caso que também merece atenção ao ser analisado. Esse aeroporto e o de Confins possuíam algumas semelhanças em relação aos recursos disponibilizados. O aeroporto de Confins foi *benchmark* para o de Salvador em todos os anos investigados. Considerando-se esse aspecto, a análise envoltória de dados sugere que o aeroporto de Salvador subutilizou seus recursos (considerando o desempenho alcançado por Confins) e foi considerado ineficiente. Nesse sentido, o aeroporto de Salvador teria potencial para incrementar o número de passageiros processados.

Quanto aos grandes aeroportos, a diminuição média de eficiência foi de 9,5%. Trata-se de uma retração importante. Em 2010 e 2011, esse grupo era composto pelos aeroportos de Salvador, Confins, Porto Alegre, Recife, Curitiba e Fortaleza. Em 2012, os aeroportos de Salvador e Confins viraram extra grandes. Além disso, também em 2012 foram incluídos na categoria de grande porte outros dois aeroportos, os de Manaus e de Florianópolis.

Nesse sentido, ao se observar a Tabela 4 (mesmo sem desconsiderar o viés), é possível notar que o único aeroporto de categoria grande porte que no decorrer dos anos não manteve estabilidade nos indicadores

de eficiência foi o de Recife. Nota-se, inclusive, um importante decréscimo entre 2011 e 2012.

Em todos os anos investigados, o *benchmark* para o aeroporto de Recife foi o aeroporto de Porto Alegre. Nota-se que esses aeroportos possuíam proximidade em algumas variáveis de *inputs* e, no entanto, o aeroporto de Porto Alegre transportou mais passageiros do que o aeroporto de Recife, sendo que essa diferença se acentuou mais entre 2011 e 2012.

Além disso, vale observar que em 2012 o aeroporto de Manaus passou a ser classificado como de grande porte; e que esse aeroporto foi o que apresentou menores indicadores de eficiência em todos os anos de investigação. Com isso, esses dois aeroportos (Recife e Manaus) tornaram-se os principais responsáveis pela grande retração na eficiência do grupo como um todo.

O aeroporto de Manaus teve como par de referência o aeroporto de Curitiba. Esse caso é bastante peculiar. O aeroporto de Manaus, em todos os anos investigados, possuía quantidades superiores de área do terminal de passageiros, balcões de *check-in* e estacionamento de aeronaves. Somente o número de pistas dos dois aeroportos era similar. No entanto, o aeroporto de Curitiba transportou mais passageiros do que o aeroporto de Manaus. Nesse sentido, os recursos do aeroporto de Manaus foram subutilizados (se comparados à utilização de recursos do aeroporto de Curitiba) e a análise envoltória de dados o classificou como um aeroporto ineficiente.

E, finalmente, os aeroportos de médio porte absorveram uma evolução do rendimento médio de 5,5%. Essa evolução se deveu, principalmente, à nova classificação do aeroporto de Manaus, que em 2010 e 2011 era um aeroporto de médio porte. Em 2012 ele passou a ser classificado como de grande porte. Ressalta-se que os indicadores de eficiência de tal aeroporto foram os mais baixos nos três anos investigados. Por esse motivo, a nova categoria dele (grande porte) sofreu queda na eficiência média e a categoria antiga (médio porte) absorveu um incremento.

O método DEA não considera o tamanho do aeroporto para classificá-lo como eficiente, mas sim a relação entre o uso dos recursos (*inputs*) para obter o produto (*output*). Assim, a eficiência aqui abordada fez referência à relação entre os resultados obtidos e os recursos utilizados. Os aspectos gerenciais (decisões de alocação de recursos) são mais relevantes do que o porte do aeroporto investigado.

Por exemplo, o aeroporto internacional de Guarulhos, classificado como o maior aeroporto do país no *ranking* de Burman et al. (2007 apud Brasil, 2012), na análise envoltória de dados obteve uma pontuação média de eficiência de 82,67% (Tabela 5). Isso significa que o aeroporto de Guarulhos não otimizou o uso de seus recursos (área de terminal de passageiros, número de balcões de *check-in*, número de estacionamentos de aeronaves e número de pistas), considerando o total de passageiros processados. Em termos de eficiência e considerando-se as variáveis utilizadas, o aeroporto de Guarulhos poderia melhorar a utilização de seus recursos e tem potencial para aumentos significativos no número de passageiros processados, mantidos os níveis observados de insumos.

Quanto ao aeroporto de Curitiba, a análise envoltória de dados determinou que esse é o aeroporto mais eficiente em relação ao uso de seus recursos. No entanto, na classificação de Burman et al. (2007 apud Brasil, 2012), esse aeroporto foi classificado como o nono maior aeroporto.

A Tabela 5 mostra, ainda, os dois aeroportos menos eficientes no período investigado: aeroportos de Manaus (AM) e Galeão (RJ). A partir da análise envoltória de dados foi possível estimar o potencial incremento de passageiros processados (*output*), considerando os recursos empregados (*inputs*) desses dois aeroportos.

O aeroporto do Galeão, no Rio de Janeiro, que no período global e, também, anualmente, foi o menos eficiente, poderia aumentar sua produção (passageiros processados) em 57,5% no período total; 48,4% em 2010; 69,8% em 2011; e 54,6% em 2012.

O aeroporto de Manaus, levando-se em consideração os recursos utilizados (*inputs*), tinha o potencial para

aumentar o número de passageiros processados em 159,3% no período global; 143,9% em 2010; 154,5% em 2011; e de 175,3% em 2012.

De acordo com os resultados da análise envoltória de dados (Tabela 5), a classificação de eficiência dos aeroportos brasileiros foi a seguinte: Curitiba, Porto Alegre, Confins, Guarulhos, São Luís, Florianópolis, Congonhas, Brasília, Belém, Maceió, Recife, Natal, Fortaleza, Salvador, Galeão e Manaus.

Ressalta-se que até o final de 2012, 9 dos 16 aeroportos investigados tiveram um nível de ocupação maior do que sua capacidade, sendo eles: Guarulhos, Congonhas, Brasília, Maceió, Confins, Porto Alegre, Fortaleza, Florianópolis e Natal (Brasil, 2013).

Nesse sentido, uma ressalva deve ser feita: para se estimar o potencial de crescimento de aeroportos ineficientes é importante atentar, inicialmente, ao desempenho dos aeroportos com sobrecarga.

Nota-se, ainda, que nenhum dos dois aeroportos apontados como menos eficientes – Galeão e Manaus – operou acima da capacidade máxima de passageiros processados em todos os períodos estudados. Observou-se que, no final de 2012, o aeroporto do Galeão operava com 86% de sua capacidade e o aeroporto de Manaus, com 90% (Brasil, 2013).

A Tabela 8 permite identificar a produtividade das duas principais variáveis explicativas do modelo e verificar algumas das razões pelas quais alguns aeroportos são considerados mais eficientes do que outros. Por exemplo, se a eficiência de um aeroporto dependesse exclusivamente da relação entre a área do terminal de passageiros e o total de passageiros processados, o aeroporto de Congonhas (São Paulo) seria o mais eficiente, uma vez que cada metro quadrado processou até 237 passageiros. Por conseguinte, o

Tabela 8. Dados dos aeroportos.

Aeroportos	Passageiros processados/Área do terminal de passageiros	Passageiros processados/Balcões de <i>check-in</i>
Belém	78,30	86.727
Brasília	155,23	191.596
Confins	138,48	177.883
Congonhas	237,20	189.118
Curitiba	130,35	195.531
Florianópolis	209,35	87.807
Fortaleza	139,57	160.554
Galeão	46,45	78.083
Guarulhos	145,61	100.744
Maceió	62,09	56.920
Manaus	57,69	74.149
Natal	198,85	88.412
Porto Alegre	129,29	209.565
Recife	112,77	94.586
Salvador	110,60	116.889
São Luís	173,14	63.747
Média	132,62	123.269

menos eficiente seria aeroporto do Galeão, no Rio de Janeiro (46,45 passageiro/m²).

Na relação passageiros processados/balcões de *check-in*, o aeroporto mais eficiente seria o de Porto Alegre (Rio Grande do Sul), uma vez que cada balcão de *check-in* processou 209.565 passageiros. O aeroporto menos eficiente, nesse aspecto, seria o de Maceió (Fortaleza), com 56.920 passageiros processados/balcão de *check-in*.

5 Considerações finais

Este trabalho propôs avaliar a eficiência de 16 aeroportos, a partir da análise envoltória de dados com *bootstrap*. A técnica foi aplicada a um conjunto de aeroportos com dados de 2010, 2011 e 2012.

A análise envoltória de dados buscou a melhor combinação de insumos, a fim de gerar maiores resultados, respeitando-se as diferentes escalas de produção. Portanto, para cada período investigado, uma combinação ótima foi encontrada, que serviu de referência para os aeroportos considerados menos eficientes. Uma combinação ideal significa que os recursos (*inputs*) foram otimizados, o que representa que eles foram mais bem utilizados para os resultados encontrados, o que não representa necessariamente a melhor utilização absoluta. Deve-se ressaltar que os resultados não se referem a uma eficiência absoluta, ou seja, os aeroportos considerados eficientes são apenas classificados dessa forma no grupo em questão. Assim, as combinações ideais (de insumos para gerar resultados) representam as mais eficientes desse do grupo.

Os resultados obtidos indicam o aeroporto Curitiba como o mais eficiente e, como os menos eficientes, os aeroportos do Galeão e de Manaus.

O Relatório de Desempenho Operacional dos Aeroportos (Brasil, 2013), por sua vez, indicou o aeroporto de Brasília como o melhor, seguido do aeroporto de Curitiba. Os aeroportos do Galeão e Manaus foram classificados em penúltimo e último lugares, respectivamente. Ressalta-se que esse indicador, elaborado e utilizado pela ANAC, usa variáveis operacionais e financeiras.

As divergências de resultado entre os índices de eficiência DEA e a classificação dos melhores aeroportos da ANAC não subtrai valor de nenhum dos resultados. Cada um é adequado ao objetivo proposto. Deve-se notar que embora os resultados das análises sejam distintos, eles podem ser usados em conjunto para aumentar a compreensão dos fatores que eventualmente influenciam o desempenho dos aeroportos.

As análises não indicaram a predominância de maior eficiência entre os aeroportos extra grandes. Foi possível concluir que os aeroportos de médio porte e grandes foram considerados mais eficientes no período investigado, a partir das variáveis utilizadas.

Assim, para se obter os resultados encontrados, a questão da melhor utilização dos *inputs* é mais relevante do que o porte do aeroporto.

É importante, ainda, refletir sobre o desempenho dos aeroportos especialmente tendo em conta os dois eventos esportivos (Copa do Mundo e Olimpíadas) com sede no país. A Copa do Mundo já ocorreu e, embora tenham sido evidenciadas melhorias nos aeroportos das cidades sede, problemas ainda podem ser identificados.

Mudanças se fazem necessárias. Dos aeroportos da Região Sul, considerados os mais eficientes, até o final de 2011 somente o aeroporto de Curitiba não operava com sobrecarga. Os aeroportos de Porto Alegre e Florianópolis estavam operando bem acima das respectivas capacidades. Essas mudanças já estão em andamento, embora em um ritmo mais lento do que o necessário para atender adequadamente, com qualidade, os aumentos observados na demanda.

Os resultados aqui apresentados são relevantes por dois principais motivos. O primeiro relaciona-se à grande importância dos aeroportos para a dinâmica do transporte de passageiros no Brasil. Desde 2006, ano em que ocorreu a liberalização tarifária do setor, o brasileiro passou a viajar mais de avião. Antes desse período, não estavam em evidência os gargalos das infraestruturas aeroportuárias. Somente a partir desse ano foram identificadas as deficiências existentes. Nesse sentido, os resultados aqui apresentados destacam como estão classificados os aeroportos brasileiros a partir de critérios distintos dos utilizados pela agência reguladora do setor e, principalmente, apontam aspectos que podem ser aprimorados.

Além disso, alinhada à reduzida quantidade de trabalhos sobre desempenho de aeroportos no Brasil, a análise envoltória de dados com *bootstrap* é técnica pouco difundida na literatura nacional. A utilização do *bootstrap* como método de correção de erros aleatórios inerentes aos dados é prática corrente na literatura internacional e produz resultados robustos e consistentes.

Nesse sentido, os resultados aqui apresentados atendem aos objetivos propostos e estão em consonância com o rigor metodológico de pesquisas importantes na área de infraestruturas, assim como de análise envoltória de dados.

Como estudos futuros, sugere-se a utilização da análise envoltória de dados com *bootstrap* em outros setores, assim como a incorporação de outras técnicas para a seleção de variáveis.

Referências

- Banker, R. D. (1996). Hypothesis tests using data envelopment analysis. *Journal of Productivity Analysis*, 7(2-3), 139-159. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00157038>.

- Banker, R. D., & Natarajan, R. (2004). Statistical tests based on DEA efficiency scores. In W. Cooper, L. Seiford & J. Zhu. *Handbook on data envelopment analysis* (Vol. 11, pp. 265-298). New York: Kluwer Academic Publishers.
- Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092. <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>.
- Barros, C. P., & Dieke, P. U. C. (2008). Measuring the economic efficiency of airports: a Simar-Wilson methodology analysis. *Transportation Research Part E, Logistics and Transportation Review*, 44(6), 1039-1051. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2008.01.001>.
- Berechman, J. (1994). Urban and regional economic impacts of transportation investment: A critical assessment and proposed methodology. *Transportation Research Part A, Policy and Practice*, 28(4), 351-362. [http://dx.doi.org/10.1016/0965-8564\(94\)90009-4](http://dx.doi.org/10.1016/0965-8564(94)90009-4).
- Brasil. Agência Nacional de Aviação Civil – ANAC. (2012). *Movimento operacional nos principais aeroportos do Brasil*. Brasília. Recuperado em 1 de fevereiro de 2013, de http://www2.anac.gov.br/arquivos/pdf/Relatorio_Movimento_Operacional_18fev2012.PDF
- Brasil. Agência Nacional de Aviação Civil – ANAC. (2013). *Relatório de desempenho operacional dos aeroportos*. Brasília. Recuperado em 1 de fevereiro de 2014, de <http://www2.anac.gov.br/biblioteca/portarias/2011/Relatorio%20Aeroportos%2014fev.pdf>
- Charnes, A., Cooper, W., Lewin, A. Y., & Seiford, L. M. (1994). *Data envelopment analysis: theory, methodology, and application*. Boston: Kluwer Academic Publishers. <http://dx.doi.org/10.1007/978-94-011-0637-5>.
- Curi, C., Gitto, S., & Mancuso, P. (2011). New evidence on the efficiency of Italian Airports: a bootstrapped DEA analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, 45(2), 84-93. <http://dx.doi.org/10.1016/j.seps.2010.11.002>.
- Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária – INFRAERO. (2013). Brasília. Recuperado em 1 de fevereiro de 2014, de <http://www.infraero.gov.br/index.php/br/aeroportos.html>
- Fernandes, E., & Pacheco, R. R. (2002). Efficient use of airport capacity. *Transportation Research Part A, Policy and Practice*, 36(3), 225-238. [http://dx.doi.org/10.1016/S0965-8564\(00\)00046-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0965-8564(00)00046-X).
- Golany, B., & Roll, Y. (1989). An application procedure for DEA. *Omega*, 17(3), 237-250. [http://dx.doi.org/10.1016/0305-0483\(89\)90029-7](http://dx.doi.org/10.1016/0305-0483(89)90029-7).
- Graham, A. (2001). *Managing airports: an international perspective*. Oxford: Butterworth-Heinemann.
- Hausman, J. A. (1978). Specification tests in econometrics. *Econometrica*, 46(6), 1251-1271. <http://dx.doi.org/10.2307/1913827>.
- Lin, L. C., & Hong, C. H. (2006). Operational performance evaluation of international major airports: an application of data envelopment analysis. *Journal of Air Transport Management*, 12(6), 342-351. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jairtraman.2006.08.002>.
- Lins, M. P. E., & Meza, L. A. (2000). *Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente de apoio à decisão*. Rio de Janeiro: Editora da COPPE/UF RJ.
- Lozano, S., & Gutiérrez, E. (2011). Efficiency analysis and target setting of Spanish airports. *Networks and Spatial Economics*, 11(1), 139-157. <http://dx.doi.org/10.1007/s11067-008-9096-1>.
- Martin, J. C., & Roman, C. (2006). A benchmarking analysis of Spanish commercial airports: a comparison between SMOP and DEA ranking methods. *Networks and Spatial Economics*, 6(2), 111-134. <http://dx.doi.org/10.1007/s11067-006-7696-1>.
- Njoh, A. (2009). The development theory of transportation infrastructure examined in the context of Central and West Africa. *The Review of Black Political Economy*, 36(3-4), 227-243. <http://dx.doi.org/10.1007/s12114-009-9044-4>.
- Norman, M., & Stoker, B. (1991). *Data Envelopment Analysis: the assessment of performance*. Sussex: John Wiley & Sons.
- Oum, T. H., Yan, J., & Yu, C. (2008). Ownership forms matter for airport efficiency: a stochastic frontier investigation of worldwide airports. *Journal of Urban Economics*, 64(2), 422-435. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jue.2008.03.001>.
- Simar, L., & Wilson, P. W. (1998). Sensitivity analysis of efficiency scores: how to bootstrap in nonparametric frontier models. *Management Science*, 44(1), 49-61. <http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.44.1.49>.
- Yang, H. H. (2010). Measuring the efficiencies of Asia-Pacific international airports: parametric and non-parametric evidence. *Computers & Industrial Engineering*, 59(4), 697-702. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2010.07.023>.
- Yoshida, Y., & Fujimoto, H. (2004). Japanese-airport benchmarking with the DEA and endogenous-weight TFP methods: testing the criticism of overinvestment in Japanese regional airports. *Transportation Research Part E, Logistics and Transportation Review*, 40(6), 533-546. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tre.2004.08.003>.