

ESTIMAÇÃO NÃO PARAMÉTRICA DA EFICIÊNCIA DA INFRA-ESTRUTURA AEROPORTUÁRIA BRASILEIRA: UMA APLICAÇÃO DA FRONTEIRA ESPERADA DE ORDEM- m

Bruno Moreira Wichmann

Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará - IPECE
Mestre em Economia (CAEN/UFC) e Analista de Políticas Públicas (IPECE)

Paulo Araújo Pontes

Instituto de Pesquisa e Estratégia Econômica do Ceará - IPECE
Mestre em Economia (CAEN/UFC) e Analista de Políticas Públicas (IPECE)

Classificação JEL: C14, D20, L93

RESUMO

Este artigo examina a performance do sistema aeroportuário brasileiro no ano de 2006. Estimam-se os escores de eficiência técnica de 63 (entre 68) aeroportos administrados pela INFRAERO. Estes aeroportos concentram cerca de 97% do movimento do transporte aéreo regular no Brasil, o que equivale a 1,9 milhão de pousos e decolagens de aeronaves nacionais e estrangeiras, transportando aproximadamente 102,2 milhões de passageiros por ano. Os escores de eficiência são obtidos através do estimador ordem- m de Cazals *et al* (2002). Neste modelo, ao invés de medir a performance em relação à fronteira do conjunto de produção (desconhecido), a performance de cada aeroporto é medida em relação à infra-estrutura (*inputs*) mínima *esperada* entre m aeroportos que movimentam pelo menos a mesma quantidade de aeronaves, passageiros e cargas (*outputs*). Esta metodologia permite uma estimação não paramétrica \sqrt{n} -consistente, evitando o problema da dimensionalidade presente nos estimadores não paramétricos tradicionais (DEA e FDH). As estimativas resultantes são mais robustas a valores extremos e ruído nos dados. Conclui-se que aeroportos de pequeno porte, com menor infra-estrutura (menos insumos) e menor movimento (menos produtos) são mais eficientes.

Palavras-Chave: eficiência, aeroportos brasileiros, estimador ordem- m .

ABSTRACT

This paper examines the performance during the year 2006 of 63 Brazilian airports administrated by INFRAERO. The sample represents for about 97% of the air transportation movement in Brazil. That means: 1.9 million take-offs and landings of domestic and international flights, transporting more than 102 million passengers per year. The efficiency scores are computed through a \sqrt{n} -consistent nonparametric estimator introduced by Cazals *et al* (2002) known as order- m estimator. It is based on a concept of *expected* minimum input function. Rather than measuring performance relative to the unknown boundary of the production set, performance for a given production unit is measured relative to *expected* minimum input among m units producing more of each output than the given unit. The resulting estimates are robust with respect to outliers and noise in the data. The paper concludes that small airports, that using less input and producing less output, are the most efficient.

Key Words: efficiency, airports, order- m estimator.

1 – INTRODUÇÃO

O sistema de transporte aéreo de um país possui importância estratégica para seu desenvolvimento. A facilidade e agilidade que este meio de transporte proporciona permitem que pessoas e cargas cheguem aos seus destinos em tempo menor do que o observado com outros meios.

As ineficiências nas operações deste sistema podem resultar em significativos custos sociais que se refletirão pela economia nacional, prejudicando ou retardando o desenvolvimento econômico de uma região ou país. Neste sentido, a operação da infraestrutura aeroportuária assume papel relevante para garantir a eficiência de todo o sistema aéreo, condição necessária para o crescimento econômico de uma economia moderna.

A atual crise do sistema de transporte aéreo brasileiro pode ser citada como um exemplo do custo econômico da ineficiência deste sistema. Os problemas se intensificaram em setembro de 2006, a partir do acidente com o Boeing 737 da Gol, o maior da aviação nacional até então. Como consequência o sistema aéreo passou a ser acompanhado de perto pela mídia nacional. Problemas com atrasos e cancelamentos de vôos causaram transtornos para milhares de usuários que não conseguiam utilizar adequadamente o transporte aéreo.

Desde seu início, imensuráveis custos à economia foram impostos por tal crise. Recentemente, apenas dez meses após o acidente com o Boeing 737 da Gol, ocorreu um outro, desta vez com um Airbus A-320 da TAM, assumindo proporções ainda maiores, tornando-se o maior desastre aéreo nacional.

A proximidade e a magnitude dos dois acidentes causam preocupação com respeito à infraestrutura do sistema nacional de transporte aéreo, cujas partes mais visíveis são a infraestrutura aeroportuária, administrada pela Empresa Brasileira de Infra-estrutura Aeroportuária (INFRAERO), e a de controle de vôo, administrada pelo Comando da Aeronáutica (COMAR). Destaque-se que o acidente ocorrido em setembro de 2006, com o avião da Gol, pode estar relacionado com ineficiências no controle de vôo. Já o acidente com a aeronave da TAM pode estar relacionado com deficiências na infraestrutura aeroportuária.

Dada a complexidade deste tema, este artigo analisa apenas a eficiência técnica da infraestrutura aeroportuária no Brasil. Para esta tarefa foram utilizadas metodologias não paramétricas tradicionais que utilizam técnicas de envoltório (DEA e FDH), e um estimador não paramétrico mais sofisticado denominado estimador de ordem- m .

Optou-se por utilizar metodologias não paramétricas pois, ao contrário de metodologias paramétricas (como por exemplo a abordagem de fronteira estocástica - SFA), nenhuma restrição é feita sobre o formato da fronteira de produção. A metodologia SFA exige que sejam estabelecidas hipóteses sobre as distribuições de probabilidade (desconhecidas) do termo estocástico e da ineficiência, o que pode ser problemático, principalmente em pequenas amostras.

Porém, ao contrário dos estimadores não paramétricos tradicionais (considerados determinísticos) a abordagem da fronteira estocástica permite que algumas observações amostrais se situem fora do conjunto factível de produção.

Entretanto, Cazals *et al* (2002) desenvolveram um estimador não paramétrico que não pode ser considerado determinístico. Apesar de também ser baseado em técnicas de envoltório, o estimador ordem- m não envolve todos os dados sendo, portanto, menos sensível à valores extremos e ruídos nos dados. Ao invés de medir a performance em relação à fronteira do conjunto de produção (que é desconhecido e deve ser estimado), o estimador de ordem- m mede a performance de determinada unidade produtiva em relação ao insumo mínimo *esperado* entre m unidades que produzem pelo menos a mesma quantidade de produto. Esta abordagem permite uma estimação não paramétrica \sqrt{n} -consistente.

O estimador ordem- m apresenta grandes vantagens em comparação com os estimadores DEA e FDH. Apesar de consistentes, estes estimadores tradicionais apresentam taxas de convergência muito lentas refletindo o problema da dimensionalidade que afeta grande parte dos estimadores não paramétricos. Nesta aplicação, o estimador DEA precisaria de uma amostra 178 vezes maior do que a utilizada neste estudo para alcançar a mesma taxa de convergência que o estimador ordem- m . No caso do estimador FDH este número é ainda maior, sendo necessária uma amostra 250.047 vezes maior para se obter a mesma convergência que o estimador proposto por Cazals *et al* (2002).

O artigo esta organizado em seis seções, sendo a primeira esta introdução. Na segunda seção aborda-se a organização do sistema de transporte aéreo no Brasil e apresenta-se a situação dos principais aeroportos nacionais. Na terceira seção é exposta a metodologia. Na quarta seção discute-se a produção do setor aeroportuário, apresentando-se os insumos e produtos considerados para a estimação das fronteiras de eficiência. Na quinta seção são apresentados os resultados obtidos. Finalmente, na sexta seção, conclui-se este ensaio.

2 – A ESTRUTURA DO SISTEMA DE TRANSPORTE AÉREO BRASILEIRO

O sistema de transporte aéreo civil no Brasil está subordinado ao Ministério da Defesa e é constituído pelo Comando da Aeronáutica (COMAR), pela Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC), pelo Conselho Nacional de Aviação Civil (CONAC) e pela Empresa Brasileira de Infra-estrutura Aeroportuária (INFRAERO).

Cabe ao Comando da Aeronáutica a atividade de controle do espaço aéreo brasileiro, ou seja, aprovar os planos de vôo e controlar as aeronaves que sobrevoam o território nacional. Esta atividade engloba tanto as atividades civis como militares.

A ANAC, por sua vez, deve “regular e fiscalizar as atividades de aviação civil e de infra-estrutura aeronáutica e aeroportuária” (Art. 2º da Lei 11.182 de 27/09/2005) no Brasil. Entre outras atribuições, compete a ANAC regular e fiscalizar a infra-estrutura aeronáutica e aeroportuária, a homologação de aeroportos e aeronaves e a aprovação das tarifas aeroportuárias. Este órgão é sucessor do Departamento de Aviação Civil (DAC), extinto em 2005, que era controlado diretamente pelo Comando da Aeronáutica.

O CONAC é um órgão consultivo que estabelece as diretrizes a serem seguidas pelo setor de transporte aéreo brasileiro. Neste sentido, compete a ANAC cumprir as orientações deste órgão (Lei nº 11.182 de 27/09/2005).

Já a INFRAERO “tem por finalidade implantar, administrar, operar e explorar industrial e comercialmente a infra-estrutura aeroportuária que lhe for atribuída pelo Ministério da Aeronáutica” (Art. 2º da Lei 5.862 de 12/12/1972), de acordo com o que está previsto na Alínea II do Artigo 36 da Lei nº 7.565, de 19 de dezembro de 1986. Ou seja, a INFRAERO deverá construir, manter e explorar os aeródromos públicos¹ a ela designados.

Caso o aeródromo público possua “instalações e facilidades para apoio de operações de aeronaves e de embarque e desembarque de pessoas e cargas” (Alínea I do Artigo 31 da Lei nº 7.565, de 19 de dezembro de 1986) ele será considerado como um aeroporto. Desta forma, entende-se que o aeroporto é um local em que transitam pessoas e cargas que irão embarcar ou desembarcar das aeronaves das empresas de transporte aéreo.

¹ Aeródromos públicos são aeródromos civis homologados e registrados que estão abertos ao tráfego aéreo. Deve-se salientar que somente neste tipo de aeródromo pode haver exploração comercial (Lei nº 7565, de 19/12/1986). Os aeródromos civis também poderão ser classificados como particulares, neste caso é vedada a exploração comercial do mesmo e só poderão pousar aeronaves autorizadas pelo proprietário do mesmo. Deve-se destacar, ainda, que os aeródromos podem ser classificados como militares ou mistos. No primeiro caso eles serão administrados pelo Comando da Aeronáutica e no segundo será administrado por autoridades militares e civis.

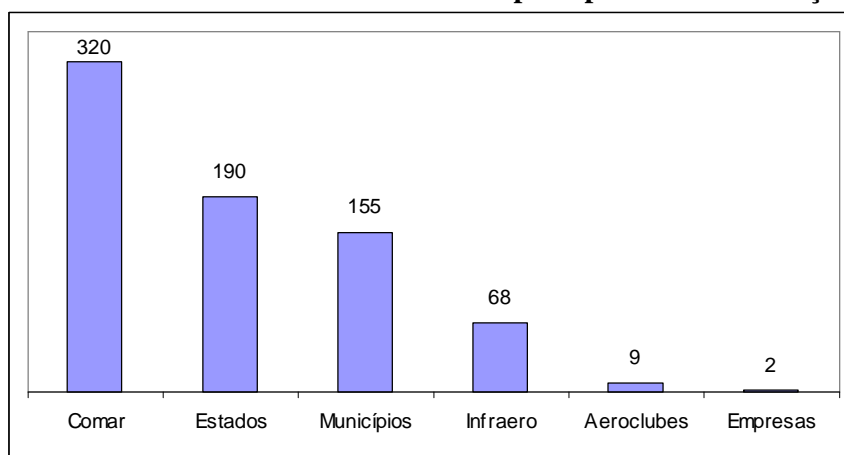
Os aeroportos constituem, portanto, um importante elo entre as empresas aéreas e seus consumidores, onde falhas em suas operações poderão repercutir em todo sistema de transporte aéreo brasileiro.

Neste sentido, itens como pista de pouso, pátio de estacionamento de aeronaves, terminal de passageiros e estacionamento de veículos constituem insumos necessários para o funcionamento de um aeroporto. Em contrapartida, será possível o fluxo contínuo de aeronaves, passageiros e cargas por suas instalações.

2.1 – O Sistema Aeroportuário Brasileiro e a INFRAERO

O sistema aeroportuário brasileiro é constituído, segundo dados da ANAC para o ano de 2006, por 2.498 aeródromos, sendo 1.754 privados e 744 públicos. Dos aeródromos públicos apenas 68, como pode ser visto no Gráfico 1, são administrados pela INFRAERO. Deve-se frisar que destes aeroportos 33 são internacionais e 35 nacionais.

Gráfico 1: Número de Aeródromos Públicos por tipo de Administração, 2006



Fonte: ANAC e INFRAERO, 2006.

Apesar do pequeno número de aeródromos públicos administrados pela INFRAERO deve-se ressaltar que ela “concentra cerca de 97% do movimento do transporte aéreo regular no Brasil” (INFRAERO, 2007, pág. 1). Desta forma, pode-se considerar que os aeroportos controlados pela INFRAERO são os mais importantes aeroportos nacionais, concentrando grande parte da movimentação de cargas e de passageiros.

Traduzindo em números, passaram por esses aeroportos, conforme apresentado na Tabela 1, mais de 102 milhões de passageiros, 1,2 mil toneladas de carga e mais de 1,9 milhão de aeronaves.

Observa-se, ainda na Tabela 1, que os principais aeroportos brasileiros concentraram aproximadamente 78% do movimento de passageiros, 88% da carga transportada e 55% das aeronaves que transitaram pelos aeroportos controlados pela INFRAERO. Nota-se, ainda, a predominância de aeroportos internacionais entre os mais importantes.

Outra característica que chama atenção é o fato de que seis aeroportos, dos doze mais importantes, estão na Região Sudeste. São estes: Internacional de Congonhas (SP); Internacional de São Paulo; Internacional do Rio de Janeiro; Internacional Tancredo Neves (MG); Santos Dumont (RJ); e Internacional de Viracopos (SP). Constata-se, ainda, que apenas um aeroporto doméstico, o Santos Dumont no Rio de Janeiro, figura entre os doze mais importantes do País.

Como resultado da predominância dos aeroportos do Sudeste é possível verificar, pela Tabela 2, que esta Região responde por 53,8% do movimento de passageiros, 61,1% da

movimentação de cargas e 50,2% do tráfego de aeronaves, ou seja, ela concentra a maior parte do movimento dos aeroportos brasileiros.

Tabela 1: Principais aeroportos brasileiros pelo número de passageiros embarcados, carga transportada e número de aeronaves, 2006

AEROPORTO	Total Passageiros		Total Carga (Kg)		Total Aeronaves	
	Qt	%	Qt	%	Qt	%
Internacional de Congonhas (SP)	18.459.191	18,1	39.485.977	3,2	230.995	12,1
Internacional de São Paulo/Guarulhos	15.759.181	15,4	419.848.126	34,2	154.948	8,1
Internacional de Brasília	9.699.911	9,5	42.672.036	3,5	126.427	6,6
Internacional do Rio de Janeiro/Galeão	8.856.527	8,7	78.138.789	6,4	100.895	5,3
Internacional de Salvador	5.425.747	5,3	43.784.265	3,6	91.414	4,8
Internacional do Recife/Guararapes	3.953.845	3,9	59.259.755	4,8	57.812	3,0
Internacional Salgado Filho (Porto Alegre)	3.846.508	3,8	28.932.053	2,4	59.463	3,1
Internacional Tancredo Neves – Confins	3.727.501	3,6	16.173.319	1,3	45.437	2,4
Santos-Dumont (RJ)	3.553.177	3,5	3.590.374	0,3	64.603	3,4
Internacional Afonso Pena – Curitiba	3.532.879	3,5	22.287.767	1,8	56.934	3,0
Internacional Eduardo Gomes-Manaus	1.689.817	1,7	147.240.980	12,0	33.785	1,8
Internacional de Viracopos – Campinas	826.246	0,8	178.797.426	14,5	25.107	1,3
Demais aeroportos	22.795.725	22,3	149.206.706	12,1	862.040	45,1
Total	102.126.255	100,0	1.229.417.573	100,0	1.909.860	100,0

Fonte: INFRAERO, 2007

Tabela 2: Movimentação de passageiros, carga e aeronaves por região, 2006

REGIÃO	Passageiros		Carga		Aeronaves	
	Qt.	%	Qt. (kg)	%	Qt.	%
Centro-Oeste	12.765.187	12,5	54.889.038	4,5	229.036	12,0
Norte	5.538.090	5,4	185.626.755	15,1	179.815	9,4
Nordeste	17.831.825	17,5	171.100.331	13,9	320.747	16,8
Sul	11.048.166	10,8	66.236.388	5,4	220.875	11,6
Sudeste	54.942.987	53,8	751.565.061	61,1	959.387	50,2
Total	102.126.255	100,0	1.229.417.573	100,0	1.909.860	100,0

Fonte: INFRAERO, 2007

Observa-se, ainda na Tabela 2, que nos aeroportos do Nordeste, Centro-Oeste e Sul a participação relativa destas regiões no movimento de passageiros supera a de carga. Já nas regiões Norte e Sudeste a movimentação de cargas, em termos relativos, supera a de passageiros.

Como a regionalização política brasileira não se reflete nas divisões regionais da INFRAERO é pertinente fazer uma breve análise do movimento nas Superintendências deste órgão. Na Tabela 3 são apresentados os dados com esta divisão. Um primeiro fato que chama atenção é a possibilidade de uma superintendência atender diferentes regiões brasileiras.

Entre as Superintendências a Regional do Sudeste (SRGR), que atende os estados de São Paulo e Mato Grosso do Sul, é a que concentra maior movimento de passageiros, cargas e aeronaves. Já a Superintendência Regional do Leste (SRGL) se destaca com o segundo maior movimento de passageiros e de aeronaves e apresenta desempenho intermediário na movimentação de cargas. A Superintendência Regional do Centro-Oeste (SRBR) apresenta os terceiros maiores movimentos de passageiros e de aeronaves e a Superintendência Regional do Noroeste (SRMN) destaca-se na movimentação de cargas.

Tabela 3: Movimentação de passageiros, carga e aeronaves por Superintendência da INFRAERO, 2006

Superintendência Regional	Região	Passageiros		Carga		Aeronaves	
		Qt	%	Qt (kg)	%	Qt	%
do Norte (SRBE)	N e NE	3.612.514	3,5	36.813.531	3,0	124.704	6,5
do Centro-Oeste (SRBR)	CO e N	12.784.674	12,5	54.297.390	4,4	244.058	12,8
do Leste (SRGL)	SE	19.150.444	18,8	111.965.531	9,1	424.333	22,2
do Sudeste (SRGR)	SE e CO	36.001.376	35,3	641.549.939	52,2	533.352	27,9
do Noroeste (SRMN)	N	2.539.948	2,5	154.502.130	12,6	69.364	3,6
do Sul (SRPA)	S	11.048.166	10,8	66.236.388	5,4	220.875	11,6
do Nordeste (SRRF)	NE	10.646.764	10,4	115.210.327	9,4	172.693	9,0
do Centro-Leste (SRSV)	NE	6.342.369	6,2	48.842.337	4,0	120.481	6,3
Total		102.126.255	100,0	1.229.417.573	100,0	1.909.860	100,0

Fonte: INFRAERO, 2007

Dos dados analisados até o momento pode-se concluir que os aeroportos do Sudeste e Centro-Oeste, notadamente os de São Paulo e do Distrito Federal, concentram parte considerável do movimento de passageiros e cargas, restando saber se os aeroportos destas regiões possuem capacidade de atender esta demanda.

Para elucidar esta questão podem ser utilizados dados sobre o número de passageiros e a capacidade dos terminais de passageiros dos aeroportos que são apresentados na Tabela 4. Em primeiro lugar verifica-se que os aeroportos brasileiros estão utilizando cerca de 92% da sua capacidade de atendimento de passageiros. Deve-se destacar que cinco dos principais aeroportos brasileiros estão operando acima de sua capacidade e outros três estão utilizando mais de 90% de sua capacidade.

Tabela 4: Utilização da capacidade dos principais aeroportos brasileiros, 2006

AEROPORTO	Total de Passageiros	Capacidade/ano Terminal de Passageiros	Utilização da capacidade (%)
Internacional de Congonhas (SP)	18.459.191	12.000.000	153,83
Internacional de São Paulo/Guarulhos	15.759.181	16.500.000	95,51
Internacional de Brasília	9.699.911	7.400.000	131,08
Internacional do Rio de Janeiro/Galeão	8.856.527	15.000.000	59,04
Internacional de Salvador	5.425.747	6.000.000	90,43
Internacional do Recife/Guararapes	3.953.845	5.000.000	79,08
Internacional Salgado Filho (Porto Alegre)	3.846.508	6.100.000	63,06
Internacional Tancredo Neves – Confins	3.727.501	4.000.000	93,19
Santos-Dumont (RJ)	3.553.177	3.200.000	111,04
Internacional Afonso Pena – Curitiba	3.532.879	3.500.000	100,94
Internacional Eduardo Gomes-Manaus	1.689.817	3.520.000	48,01
Internacional de Viracopos – Campinas	826.246	650.000	127,11
Demais aeroportos	22.795.725	27.006.500	84,41
Total	102.126.255	109.876.500	92,95

Fonte: INFRAERO, 2007

A situação é mais crítica nos aeroportos Internacional de Congonhas e Internacional de Brasília. Estes aeroportos estão atendendo, respectivamente, 53% e 31% passageiros a mais que sua capacidade instalada. Já o Aeroporto Internacional de Guarulhos opera próximo de sua capacidade anual projetada. Ao contrário destes três aeroportos o Aeroporto Internacional do Galeão, no Rio de Janeiro, apresenta uma ociosidade de 40% de sua capacidade instalada.

Estes números mostram que, enquanto alguns aeroportos do Sudeste estão operando acima, ou muito próximo, de sua capacidade operacional o Galeão está sendo sub-aproveitado. Este fato sugere que este último aeroporto, assim como os aeroportos Salgado Filho (Porto Alegre) e Eduardo Gomes (Manaus), podem ser ineficientes em suas operações.

No entanto, deve-se ter em mente que a operação acima do limite máximo de sua capacidade não garante que o aeroporto seja eficiente, tornando necessário que seja efetuado um estudo mais rigoroso sobre a eficiência dos aeroportos brasileiros. Assim, na próxima seção, será abordada a metodologia utilizada para analisar a eficiência dos aeroportos brasileiros.

3 – METODOLOGIA

3.1 – O Modelo de Fronteira.

A teoria econômica por trás da análise de eficiência é baseada nos trabalhos de Koopmans (1951) e Debreu (1951). O primeiro trabalho empírico de estimação de escores de eficiência a partir de uma amostra de unidades produtivas foi realizado por Farrell (1957)². Shephard (1970) apresenta uma nova formulação econômica para o problema³. Esta seção resume os conceitos básicos e define a notação adotada.

A atividade das unidades produtivas (produção) é restrita pelo conjunto de produção Ψ dos pontos (x, y) fisicamente factíveis. Assim, Ψ pode ser descrito através de um conjunto de p insumos $x \in \mathfrak{R}_+^p$ e q produtos $y \in \mathfrak{R}_+^q$ da seguinte forma:

$$\Psi = \{(x, y) \in \mathfrak{R}_+^{p+q} \mid x \text{ pode produzir } y\}$$

O processo de produção que gera as observações $\{(x_i, y_i) \mid i=1, \mathbf{K}, n\}$ é definido através da distribuição conjunta de (X, Y) em $\mathfrak{R}_+^p \times \mathfrak{R}_+^q$. Em modelos de fronteira determinísticos: $\text{Prob}((X, Y) \in \Psi) = 1$.

O conjunto de produção pode ser descrito por suas partições, seja pelo conjunto de insumos necessários $X(y)$,

$$\forall y \in \Psi \quad X(y) = \{x \in \mathfrak{R}_+^p \mid (x, y) \in \Psi\}$$

seja pelo conjunto correspondente de produtos $Y(x)$,

$$\forall x \in \Psi \quad Y(x) = \{y \in \mathfrak{R}_+^q \mid (x, y) \in \Psi\}$$

Claramente,

$$x \in X(y) \Leftrightarrow y \in Y(x)$$

A fronteira de eficiência de Farrell (orientada pelo insumo) é um subconjunto de $X(y)$ definido por:

$$\partial X(y) = \{x \mid x \in X(y), qx \notin X(y) \quad \forall 0 < q < 1\}$$

No caso da orientação pelo produto, a fronteira de eficiência de Farrell é um subconjunto de $Y(x)$ denotado por:

$$\partial Y(x) = \{y \mid y \in Y(x), ly \notin Y(x) \quad \forall l > 1\}$$

A medida de insumo eficiência de Farrell relativa a uma unidade produtiva operando no nível (x_0, y_0) é definida por:

² Neste artigo, Farrell fornece uma medida de eficiência produtiva e ilustra seu método através de uma aplicação para a produção agrícola nos Estados Unidos.

³ A teoria microeconômica sugere que firmas ineficientes não conseguem sobreviver em mercados competitivos, estando fadadas a saírem do mercado. No entanto, textos clássicos em teoria microeconômica não fazem referência à duração deste processo. Em mercados reais, devido a diversas imperfeições, este processo pode demorar vários anos ou nunca acontecer. Firms inicialmente ineficientes podem se recuperar e se tornarem eficientes (Simar e Wilson (2000)). Wheelock e Wilson (1995, 2000) dão suporte a estas conclusões fornecendo uma evidência para os bancos comerciais que operam nos Estados Unidos. Na verdade existe uma escassez de evidências empíricas que suportem o relacionamento positivo entre competição e eficiência sugerido pela teoria microeconômica tradicional. Wichmann e Jorge Neto (2006) encontram evidências que, devido à imperfeições de mercado, a competição influencia negativamente a eficiência dos bancos no mercado financeiro brasileiro.

$$q(x_0, y_0) = \inf\{q \mid qx \in X(y)\}$$

De forma análoga, a medida de produto eficiência de Farrell da mesma unidade produtiva é:

$$I(x_0, y_0) = \sup\{I \mid Ix \in Y(x)\}$$

Equivalentemente, a insumo eficiência de Farrell pode ser descrita pela função distância (orientada pelo insumo) de Shephard:

$$d(x_0, y_0) = \sup\left\{d \mid \frac{x}{d} \in X(y)\right\}$$

Novamente, de forma equivalente, a produto eficiência de Farrell pode ser descrita pela função distância (orientada pelo produto) de Shephard:

$$b(x_0, y_0) = \inf\left\{d \mid \frac{y}{b} \in Y(x)\right\}$$

Assim, têm-se as seguintes relações entre os escores de eficiência de Shephard e Farrell:

$$d(x_0, y_0) = (q(x_0, y_0))^{-1}$$

$$b(x_0, y_0) = (I(x_0, y_0))^{-1}$$

Observa-se ainda que, em unidades eficientes:

$$\partial X(y) = \{x \mid q(x, y) = d(x_0, y_0) = 1\}$$

$$\partial Y(x) = \{y \mid I(x, y) = b(x_0, y_0) = 1\}$$

Percebe-se que a fronteira de Ψ é única e que $\partial X(y)$ e $\partial Y(x)$ são duas maneiras diferentes de descrevê-la. O problema econométrico é que quase sempre Ψ (e conseqüentemente $\partial X(y)$ e $\partial Y(x)$) é desconhecido. Portanto, as medidas de eficiência $d(x_0, y_0) = (q(x_0, y_0))^{-1}$ e $b(x_0, y_0) = (I(x_0, y_0))^{-1}$ devem ser estimadas.

3.2 – Estimadores Tradicionais.

Na prática, ao se analisar a atividade de um setor em particular⁴, o conjunto factível de produção Ψ é desconhecido. A informação que o pesquisador dispõe consiste em uma amostra (\sum_n) das n unidades produtivas:

$$\sum_n = \{(x_i, y_i), i = 1, \mathbf{K}, n\}$$

Deve-se, portanto, estimar Ψ utilizando \sum_n .

Nos tradicionais “modelos determinísticos” assume-se que $(x_i, y_i) \in \Psi, i = 1, \mathbf{K}, n$, ou seja, todas as unidades observadas são factíveis (i.e. não existem erros de medida ou qualquer tipo de ruído nos dados)⁵.

3.2.1 – Free Disposal Hull (FDH)

Deprins et al. (1984) propõem a mensuração da eficiência de determinada unidade (x, y) em relação à fronteira do feixe de livre descarte (*free disposal hull*) da amostra \sum_n . Formalmente:

⁴ Neste artigo estamos interessados em analisar a infra-estrutura aeroportuária brasileira.

⁵ Modelos paramétricos (por exemplo, o modelo de fronteira estocástica) permitem que algumas observações amostrais se posicionem fora do conjunto factível. Nestes modelos, porém, faz-se necessário a adoção de restrições paramétricas sobre o formato da fronteira de eficiência, ou seja, deve-se especificar a forma funcional da função de produção, que é provavelmente desconhecida e possivelmente complexa. Adicionalmente, em aplicações com dados transversais (*cross-section*), faz-se necessário o estabelecimento de hipóteses com respeito à distribuição de probabilidade da ineficiência e do ruído.

$$\hat{\Psi}_{FDH}(\Sigma_n) = \{(x, y) \in \mathfrak{R}_+^{p+q} \mid y \leq y_i, x \geq x_i, (x_i, y_i) \in \Sigma_n\}$$

O estimador FDH da insumo eficiência para um dado ponto $(x, y) \in \Psi$ é:

$$\hat{q}_{FDH}(x, y) = \inf\{q \mid (qx, y) \in \hat{\Psi}_{FDH}(\Sigma_n)\}$$

Para computar o escore de eficiência $\hat{q}(x, y)$ em um ponto arbitrário $(x_0, y_0) \in \mathfrak{R}_+^{p+q}$, primeiramente determina-se o conjunto:

$$D(x_i, y_0 \mid \Sigma_n) = \{i \mid (x_i, y_i) \in \Sigma_n, y_i > y_0\}$$

O escore de insumo eficiência de Farrell para um ponto arbitrário (x_0, y_0) pode ser estimado por:

$$\hat{q}_{FDH}(x_0, y_0) = \min_{i \in D(\Sigma_n)} \max_{j=1, \dots, p} \left(\frac{x_i^j}{x_0^j} \right)$$

onde x_0^j é o j -ésimo componente de x_0 .

3.2.2 – Data Envelopment Analysis (DEA)

O modelo DEA foi proposto por Farrell (1957) enquanto Charnes, Cooper e Rhodes (1978)⁶ desenvolveram o modelo em termos de programação linear. Esta abordagem assume que Ψ é convexo. O conjunto factível pode ser estimado pelo feixe convexo de $\hat{\Psi}_{FDH}$ da seguinte forma:

$$\hat{\Psi}_{DEA}(\Sigma_n) = \left\{ (x, y) \in \mathfrak{R}_+^{p+q} \mid y \leq \sum_{i=1}^n g_i y_i, x \geq \sum_{i=1}^n g_i x_i, \sum_{i=1}^n g_i = 1, g_i \geq 0 \forall i = 1, \mathbf{K}, n \right\}$$

Naturalmente, no modelo DEA, a eficiência de determinada unidade operando no ponto (x_0, y_0) é estimada em relação à fronteira de $\hat{\Psi}_{DEA}$:

$$\hat{q}_{DEA}(x, y) = \inf\{q \mid (qx, y) \in \hat{\Psi}_{DEA}(\Sigma_n)\}$$

Como anteriormente, o escore de insumo eficiência de Farrell para um ponto arbitrário (x_0, y_0) pode ser estimado por:

$$\hat{q}_{DEA}(x_0, y_0) = \min_{i \in D(\Sigma_n)} \max_{j=1, \dots, p} \left(\frac{x_i^j}{x_0^j} \right)$$

Por construção:

$$\hat{\Psi}_{FDH} \subseteq \hat{\Psi}_{DEA} \subseteq \Psi$$

Desta forma, os escores de insumo eficiência (Farrell) apresentam a seguinte relação:

$$0 \leq q(x_0, y_0) \leq \hat{q}_{DEA}(x_0, y_0) \leq \hat{q}_{FDH}(x_0, y_0) \leq 1 \quad \text{para } (x_0, y_0) \in \hat{\Psi}_{FDH}$$

ou seja, $\hat{q}_{DEA}(x_0, y_0)$ e $\hat{q}_{FDH}(x_0, y_0)$ são estimadores viesados de $q(x_0, y_0)$.

As propriedades estatísticas dos estimadores \hat{q}_{DEA} e \hat{q}_{FDH} dependem das hipóteses assumidas com respeito ao processo estocástico gerador da amostra Σ_n . Simar e Wilson (2000) apresentam um resumo das hipóteses clássicas assumidas⁷, além das propriedades estatísticas destes estimadores.

⁶ O modelo desenvolvido por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), que utiliza a hipótese de tecnologia com retornos constantes de escala, é conhecido como CCR DEA. Banker, Charnes e Cooper (1984) propõem um modelo com retornos variáveis de escala conhecido como BCC DEA.

⁷ Livre descarte, observações *iid*, etc.

3.3 – Estimador Ordem- m .

Os tradicionais modelos não-paramétricos apresentados nas seções anteriores são baseados em técnicas matemáticas de envoltório. No entanto, Simar e Wilson (2000) apresentam a distribuição assintótica dos estimadores FDH e DEA, possibilitando a inferência estatística⁸. Porém, por construção, estes estimadores são muito sensíveis a valores extremos (*outliers*). Cazals *et al.* (2002) propõem um estimador não-paramétrico baseado no conceito de função insumo mínimo esperada (ou função produto máximo esperada). Apesar de relacionado com o estimador FDH, o estimador proposto, denominado estimador de ordem- m (*order- m estimator*), não envolve todos os dados sendo, portanto, mais robusto a valores extremos. Nas seções a seguir são apresentados os conceitos de fronteira esperada de ordem- m e o processo de estimação.

3.3.1 - A Função Insumo Mínimo Esperada⁹

Considere o vetor aleatório (X, Y) em $\mathfrak{R}_+ \times \mathfrak{R}_+^q$. O primeiro elemento, X , é o insumo e o vetor Y , de dimensão q , representa os produtos. A distribuição conjunta de (X, Y) , que define o processo de produção, pode ser caracterizada por:

$$F(x, y) = \text{Prob}(X \geq x, Y \geq y)$$

A distribuição condicional de X dado $Y \geq y$ é descrita por:

$$F_c(x | y) = \text{Prob}(X \geq x | Y \geq y) = \frac{F(x, y)}{F_Y(y)}$$

onde $F_Y(y) = F(0, y) = \text{Prob}(Y \geq y)$.

A fronteira inferior do suporte de $F_c(x | y)$ é dada pela função:

$$j(y) = \inf\{x | F_c(x | y) < 1\}$$

Esta função é monotônica não-decrescente em y . $j(y)$ é a maior função monotônica que é menor do que $\partial X(y)$, a fronteira insumo-eficiente de Ψ .

Considere um inteiro $m \geq 1$ e faça (X^1, \mathbf{K}, X^m) ser m variáveis aleatórias iid geradas pela distribuição de X dado $Y \geq y$. A função insumo mínimo esperada de ordem m , denotada por $j_m(y)$, é a função real definida no \mathfrak{R}_+^q como:

$$j_m(y) = E(\min(X^1, \mathbf{K}, X^m) | Y \geq y)$$

Assume-se a existência desta esperança.

A função $j_m(y)$ pode ser computada da seguinte forma:

$$j_m(y) = \int_0^\infty [F_c(u | y)]^m du$$

A partir desta definição, tem-se que, para qualquer y fixo, $j_m(y)$ é uma função decrescente de m . O caso limite, quando $m \rightarrow \infty$, é de particular interesse. Neste caso, $j_m(y)$ atinge a fronteira de eficiência:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} j_m(y) = j(y)$$

Em particular tem-se:

$$j_m(y) = j(y) + \int_{j(y)}^\infty [F_c(u | y)]^m du$$

A distribuição condicional de X dado $Y \geq y$ tem a seguinte propriedade:

⁸ Por exemplo, é possível a correção do viés e a construção de intervalos de confiança para as estimativas de eficiência.

⁹ Por simplicidade esta seção apresenta um modelo orientado pelo insumo com um fator de produção e múltiplos produtos. Para o modelo orientado pelo produto checar Cazals *et al* (2002), p. 21-24.

Para todo $y' \geq y$, $F_c(x | y') \geq F_c(x | y)$

Esta hipótese garante que a probabilidade de se gastar mais do que um insumo x não decresce se a firma aumenta a produção.

A fronteira insumo mínimo esperada de ordem- m , $j_m(y)$, não é a fronteira eficiente do conjunto de produção, mas pode ser útil em termos de análises empíricas sobre eficiência.

Suponha que uma unidade produtiva produza uma quantidade y_0 de produto usando a quantidade x_0 de insumos. Neste caso, $j_m(y_0)$ fornece o custo mínimo esperado entre um número fixo de m firmas produzindo mais do que y_0 . Obviamente, o custo mínimo esperado é uma informação valiosa para esta unidade em particular, que opera em um nível (x_0, y_0) , por tratar-se de um claro indicador de quão eficiente é tal unidade quando comparada com aqueles m potenciais competidores.

Qualquer valor entre 1 e ∞ pode ser atribuído a m . Para Cazals *et al* (2002), na prática, diferentes valores de m podem ser usados para guiar a avaliação da performance de determinada unidade produtiva.

3.3.2 – Estimação Não-Paramétrica

O estimador não-paramétrico de $j_m(y)$ é dado pela substituição da distribuição condicional $F_c(x | y)$ por sua versão empírica:

$$\hat{F}_{c,n}(x | y) = \frac{\hat{F}_n(x, y)}{\hat{F}_{Y,n}(y)}$$

onde:

$$\hat{F}_n(x, y) = 1/n \sum_{i=1}^n \mathbf{1}(x_i \geq x, y_i \geq y) \text{ e } \hat{F}_{Y,n}(y) = 1/n \sum_{i=1}^n \mathbf{1}(y_i \geq y).$$

A fronteira de eficiência orientada pelo insumo obtida pelo estimador FDH é dada por:

$$\hat{f}_n(y) = \inf\{x | \hat{F}_{c,n}(x | y) < 1\}$$

O estimador da função insumo mínimo esperada de ordem m é definida por:

$$\hat{f}_{m,n}(y) = \hat{E}(\min(X^1, \mathbf{K}, X^m) | Y \geq y)$$

Onde X^1, \mathbf{K}, X^m são variáveis aleatórias iid geradas pela distribuição empírica de X dado $Y \geq y$. Pode ser computada por:

$$\hat{f}_{m,n}(y) = \int_0^{\infty} [\hat{F}_{c,n}(u | y)]^m du$$

Tem-se:

$$\hat{f}_{m,n}(y) = \hat{f}_n(y) + \int_{\hat{f}_n(y)}^{\infty} [\hat{F}_{c,n}(u | y)]^m du$$

Novamente, para todo x :

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \hat{f}_{m,n}(y) = \hat{f}_n(y)$$

Percebe-se que o estimador da função insumo mínimo esperada de ordem m converge para a fronteira de eficiência FDH orientada pelo insumo quando m aumenta. Desta forma, em amostras finitas, mesmo quando $m = n$, o estimador de ordem m é diferente do estimador FDH.

Em aplicações multivariadas, dada a natureza de $\hat{F}_{c,n}(x | y)$, não existe uma expressão explícita para $\hat{f}_{m,n}(x, y)$. Em Cazals *et al* (2002) é apresentado um procedimento de Monte-Carlo que pode ser usado para computar os escores de eficiência de ordem m .

Cazals *et al* (2002) mostram que o estimador de ordem- m possui diversas propriedades desejáveis. Particularmente, para um valor de m , fixo e finito, $\hat{f}_{m,n}(y)$ é um estimador \sqrt{n} -consistente de $j(y)$, o que é uma característica não-usual entre estimadores não-paramétricos. Este resultado significa que o estimador de ordem- m não é alvo da “maldição da dimensionalidade” (*curse of dimensionality*)¹⁰.

Para m finito, em comparação com o DEA e o FDH, o estimador de ordem- m é consideravelmente mais robusto a valores extremos (*outliers*) e ruídos nos dados, a não ser quando m é substancialmente maior do que n .

Na estimação de ordem- m , ao invés de mensurar a performance (insumo eficiência) de uma unidade produtora i em relação a uma estimativa (potencialmente não confiável) do insumo mínimo factível dado o produto observado da unidade i , mensura-se a performance de i em relação ao insumo mínimo *esperado* entre m unidades que produzem uma quantidade não menor do que aquela da unidade i .

4 – PRODUÇÃO AEROPORTUÁRIA E DADOS

A estimação de funções distância usando os estimadores descritos na seção 3 requer a especificação dos insumos e produtos utilizados pelas unidades produtoras. Assim, no presente caso, deve-se escolher variáveis relacionadas a infra-estrutura dos aeroportos e a demanda por eles atendidas.

Tendo em vista que um aeroporto é o local para o qual as pessoas se direcionam na intenção de embarcar nos aviões ou despachar cargas, o número de passageiros e a carga embarcada são, obviamente, produtos fornecidos por estas unidades. Outro produto que pode ser especificado é o número de aeronaves atendidas.

Assim, deduz-se que os insumos utilizados devem incluir tanto a capacidade de atendimento de passageiros como os meios necessários para o estacionamento e trânsito dos aviões. No primeiro caso estão relacionadas a área e a capacidade do terminal de passageiros e o estacionamento de veículos. Já a área do sítio aeroportuário (ou área do aeroporto), área do pátio de estacionamento de aeronaves e a área da pista são insumos que permitirão o estacionamento e tráfego das aeronaves.

Como os aeroportos são divididos em domésticos e internacionais, consideram-se três especificações de modelo. Na primeira analisa-se a eficiência de todo o sistema aeroportuário brasileiro, na especificação 2 a análise foi restrita aos aeroportos domésticos e na terceira restringiu-se aos internacionais. No Quadro 1 são apresentados os insumos e os produtos, além das três diferentes especificações do modelo utilizadas.

Percebe-se que, para analisar o sistema aeroportuário nacional, a metodologia apresentada neste artigo faz uso de seis insumos ($p=6$) e três produtos ($q=3$). Desta forma, percebe-se a alta dimensão ($p+q$) do problema de programação linear que deve ser resolvido para obter as estimativas não paramétricas das eficiências técnicas de cada aeroporto. Como consequência torna-se importante fazer considerações sobre algumas propriedades dos estimadores utilizados nesta pesquisa.

Kneip *et al* (1998) estabeleceu as taxas de convergência para o estimador DEA em aplicações multivariadas:

$$\hat{q}_{DEA}(x_0, y_0) - q(x_0, y_0) = O_p \left(n^{-\frac{2}{p+q+1}} \right)$$

Park *et al* (2000) estabeleceu as taxas de convergência para o estimador FDH em aplicações multivariadas:

¹⁰ O detalhamento e as implicações do problema da dimensionalidade são discutidos na seção 4.

$$\hat{q}_{FDH}(x_0, y_0) - q(x_0, y_0) = O_p \left(n^{-\frac{1}{p+q}} \right)$$

As expressões acima explicitam a “maldição da dimensionalidade”, ou seja, as taxas de convergência dos estimadores DEA e FDH variam negativamente de acordo com a dimensão ($p+q$) da análise.

Quadro 1 – Insumos e Produtos do Sistema Aeroportuário

Insumos	Produtos		
	Especificação 1 $n=63$	Especificação 2 $n=30$	Especificação 3 $n=33$
(x_1) Área do Sítio Aeroportuário	(y_1) Número Total de Aeronaves*	(y_1) Número de Aeronaves* (vôos domésticos)	(y_1) Número de Aeronaves* (vôos domésticos)
(x_2) Área do Pátio das Aeronaves			(y_2) Número de Aeronaves* (vôos internacionais)
(x_3) Área de Pista	(y_2) Número Total de Passageiros**	(y_2) Número de Passageiros** (vôos domésticos)	(y_3) Número de Passageiros** (vôos domésticos)
(x_4) Capacidade/Ano do Terminal de Passageiros			(y_4) Número de Passageiros** (vôos internacionais)
(x_5) Área do Terminal de Passageiros	(y_3) Total de Carga Aérea*** (Kg)	(y_3) Carga Aérea*** (Kg - vôos domésticos)	(y_5) Carga Aérea*** (Kg - vôos domésticos)
(x_6) Capacidade do Estacionamento do Aeroporto			(y_6) Carga Aérea*** (Kg - vôos internacionais)

* Pouso mais decolagem (sem militar)

** Embarque mais desembarque (mais conexão, sem militar)

*** Embarque e desembarque (com trânsito)

Este pode ser um problema sério. Especificamente neste trabalho, onde são utilizados seis insumos ($p=6$) e três produtos ($q=3$) em duas especificações, a taxa de convergência do estimador FDH (por exemplo) é lenta, aproximadamente $O_p(n^{-0,11})$. Isto significa que é necessária uma amostra muito grande para gerar estimativas satisfatórias, o que não é o caso em muitas aplicações. Nesta pesquisa, no caso da especificação 1, a amostra utilizada contém 63 observações.

Para que os estimadores DEA e FDH obtenham um erro de estimação da mesma magnitude que o estimador de ordem- m , considerando a aplicação com 63 observações, a amostra deveria conter 11.182 observações, para o caso do DEA, e 15.752.961 observações, para o caso do FDH.

Ao se utilizar o estimador de ordem- m para avaliar a eficiência técnica da infraestrutura aeroportuária brasileira, obtém-se estimativas mais robustas da performance de cada unidade produtiva (aeroporto).

5 – RESULTADOS

Para avaliar a eficiência da infra-estrutura dos aeroportos nacionais, esta pesquisa utiliza, além dos estimadores tradicionais, o estimador de ordem- m . Foram estimados modelos orientados pelo insumo. Estes modelos avaliam se a infra-estrutura aeroportuária pode ser reduzida sem afetar o movimento de cada aeroporto. Na Tabela 5 é apresentado um sumário estatístico das eficiências estimadas através dos modelos FDH, DEA e Ordem- m ($m=25$), considerando a especificação 1 ($n=63$).

O modelo FDH apresentou 60 unidades com escores de eficiência iguais a 1, indicando que estes 60 aeroportos estão localizados na fronteira de eficiência, ou seja, são eficientes. Seguindo este modelo, apenas os aeroportos de Boa Vista, Florianópolis e Joinville não seriam eficientes (com escores 0.815, 0.833, 0.962, respectivamente). Este resultado reflete o problema da dimensionalidade que contamina as estimativas não-paramétricas tradicionais. Desta forma, os resultados do modelo FDH são de pouca utilidade para se elaborar um *ranking* de *performance* da infra-estrutura dos principais aeroportos brasileiros.

Tabela 5 - Sumário Estatístico das Eficiências Estimadas (Especificação 1)

Estimador	Mínimo	1° Quartil	Mediana	Média	3° Quartil	Máximo
FDH	0.815	1.000	1.000	0.994	1.000	1.000
DEA	0.276	0.557	0.769	0.750	1.000	1.000
Ordem-25	0.855	1.020	1.131	1.215	1.375	1.836

As estimativas DEA são igualmente problemáticas. A única diferença entre o modelo DEA e o modelo FDH é que o DEA impõe a hipótese de convexidade da fronteira de eficiência. Como praticamente todos os aeroportos se apresentaram eficientes pelo modelo FDH, as ineficiências DEA são originadas necessariamente da hipótese de convexidade. Nesta aplicação, as taxas de convergência dos estimadores DEA e FDH são muito lentas e a amostra, além de pequena, apresenta bastante dispersão. Estes problemas não permitem que as estimativas DEA e FDH tenham um nível satisfatório de confiabilidade.

Como discutido anteriormente, o estimador de ordem- m nos fornece estimativas \sqrt{n} - consistentes, evitando o problema da dimensionalidade que contamina as estimativas DEA e FDH. Ainda, o estimador ordem- m é mais robusto a valores extremos, *outliers* e ruídos nos dados.

Computaram-se as estimativas ordem- m para os 63 aeroportos da amostra, no ano de 2006, utilizando três valores de m (25, 50 e 100). As estimativas ordem-25, em cada especificação, para cada aeroporto, são apresentadas no anexo. O exame deste anexo revela que, de uma forma geral, os aeroportos de menor porte possuem eficiência maior do que os de grande porte. Este fato chama atenção já que, como foi relatado anteriormente, alguns dos maiores aeroportos do Brasil estão operando acima de sua capacidade.

O aeroporto mais insumo-eficiente¹¹ é o Aeroporto de Juiz de Fora. Seu escore ordem-25 estimado é 1,836. Isto significa que o Aeroporto de Juiz de Fora utiliza 84% menos insumos do que a expectativa do nível mínimo de insumos de 25 diferentes aeroportos,

¹¹ A insumo-eficiência de um aeroporto pode ser interpretada das seguintes formas: i) o aeroporto possui infraestrutura adequada ao nível de operação; ou ii) o aeroporto não apresenta infraestrutura ociosa dado o nível de operação.

retirados da mesma população, que apresentam produção não menor do que a do Aeroporto de Juiz de Fora.

A Tabela 6 apresenta as médias das estimativas de eficiência para cada uma das superintendências regionais. Observa-se que a superintendência com maior eficiência média é a do Norte, que administra os aeroportos de Belém, Imperatriz e São Luiz, entre outros.

Tabela 6: Eficiência Média das Superintendências Regionais da INFRAERO, 2006

Superintendência	DEA	FDH	m25	m50	m100
Regional do Norte	0.771	1.000	1.301	1.109	1.021
Regional do Centro-Oeste	0.632	1.000	1.139	1.058	1.011
Regional do Leste	0.822	1.000	1.214	1.066	1.013
Regional do Sudeste	0.869	1.000	1.214	1.103	1.022
Regional do Noroeste	0.616	0.963	1.102	0.999	0.973
Regional do Sul	0.665	0.981	1.203	1.049	0.999
Regional do Nordeste	0.760	1.000	1.236	1.081	1.018
Regional do Centro-Leste	0.829	1.000	1.256	1.079	1.017
Infraero	0.750	0.994	1.215	1.071	1.010

A segunda e terceira maior média são observadas nas Superintendências do Nordeste e Centro-Leste que abrangem, respectivamente, os aeroportos de Recife e Salvador. No entanto, deve-se frisar que o escore de eficiência destes dois aparelhos, que estão entre os maiores do País, foi baixo, enquanto os aeroportos de pequeno porte, como o de Juazeiro do Norte e Petrolina, alcançaram os escores mais elevados destas Regionais.

Já as superintendências do Leste e Sudeste, onde estão os aeroportos do Galeão, Confins, Guarulhos e Viracopos, por exemplo, apresentam escores de eficiência com valores moderados, mais uma vez os aeroportos de maior porte, como os citados neste parágrafo, apresentam baixos escores de eficiência e os de pequeno porte, como os aeroportos de Juiz de Fora e São José dos Campos, apresentam-se mais eficiente.

Quando se compara o desempenho médio das regiões brasileiras é possível verificar, pela inspeção da Tabela 7, que os aeroportos do Nordeste são, em média, os mais eficientes do Brasil. Já os da Região Sudeste apresentam um desempenho mediano, ficando pouco acima da eficiência média verificada no Sul e pouco abaixo da verificada no Norte.

Tabela 7: Eficiência Média das Regiões Brasileiras, 2006

Região	DEA	FDH	m25	m50	m100
Norte	0.700	0.986	1.209	1.063	1.001
Nordeste	0.757	1.000	1.250	1.083	1.018
Centro-Oeste	0.730	1.000	1.176	1.097	1.023
Sudeste	0.842	1.000	1.207	1.071	1.014
Sul	0.665	0.981	1.203	1.049	0.999

6 – CONCLUSÕES

A crise do sistema de transporte aéreo brasileiro tem revelado algumas de suas deficiências, resultando em inúmeros prejuízos sociais, dada a constância de atrasos e cancelamento de vôos programados. Neste sentido, cumpre à infra-estrutura aeroportuária permitir as operações de embarque e desembarque de passageiros e cargas, além das decolagens e pousos de aeronaves. Assim, a operação eficiente desta infra-estrutura é fundamental para o perfeito funcionamento da malha aérea nacional.

No entanto alguns dos mais importantes aeroportos brasileiros estão operando acima de sua capacidade de atendimento de passageiros, enquanto outros estão aquém de sua capacidade máxima.

Neste contexto, o objetivo deste trabalho foi mensurar a eficiência técnica da infraestrutura dos aeroportos nacionais. Para tanto utilizou-se o estimador não paramétrico *ordem-m* (Cazal *et al*, 2002), mais robusto contra valores extremos e ruídos nos dados do que os tradicionais estimadores DEA e FDH.

Baseado nas estimativas *ordem-25* (em anexo), apenas dois aeroportos podem ser considerados ineficientes, são estes: Aeroporto Internacional de Boa Vista e Aeroporto Internacional de Florianópolis. Cinquenta e três aeroportos apresentam escores de insumo-eficiência maiores do que a unidade, sugerindo que representam unidades super-eficientes. A interpretação deste resultado é que estes aeroportos possuem infra-estrutura inferior do que a infra-estrutura mínima *esperada* de outros 25 aeroportos com maior movimentação de aeronaves, passageiros e cargas.

De uma forma geral, constatou-se que os maiores aeroportos nacionais estão entre os que apresentam menores eficiências, enquanto, em contraste a esta situação, os aeroportos de pequeno porte estão entre os mais eficientes do país.

Portanto, pode-se intuir que a (baixa) posição dos grandes aeroportos no ranking de eficiência nacional (em anexo) pode estar contribuindo para o agravamento da crise enfrentada pelo setor aéreo nacional, já que por eles passam a maior parte do tráfego aéreo brasileiro.

Paradoxalmente, um elevado escore de eficiência técnica não está relacionado com o conforto e segurança dos usuários da infra-estrutura aeroportuária. Apenas indica que os recursos do referido aeroporto são bem administrados e não podem ser reduzidos sem causar uma redução no fluxo de aeronaves, passageiros e cargas.

O presente estudo identifica as unidades de melhor prática (*best practice units*) entre os principais aeroportos nacionais. Desta forma, constitui-se em um importante instrumento na tarefa de localizar e entender a tecnologia utilizada nos aeroportos eficientes e, possivelmente, replicá-la nos demais aeroportos.

7 – BIBLIOGRAFIA

- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.**(1984). “Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis”. *Management Science*, v. 30, p. 1078- 1092.
- CAZALS, C.; FLORENS J-P; SIMAR, L** (2002). “Nonparametric frontier estimation: a robust approach” *Journal of Econometrics*. 106. 1-25.
- CHARNES, A.; COOPER, W.W.; RHODES E.** (1978). “Measuring the Inefficiency of Decision Making Units”, *European Journal of Operational Research*, v. 2, p. 429-444.
- COELLI, T; RAO, D.P.; BATTESE, G.** (1998). *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*. Kluwer Academic Publishers.
- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K.** (2000). *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models, Applications, References and DEA-Solver Software*. Kluwer Academic Publishers.
- DEPRINS, D.; SIMAR, L.; TULKENS, H.** (1984). “Measuring Labor Inefficiency in Post Offices, in *The Performance of Public Enterprises: Concepts and Measurements*”, ed. by M. Marchand, P. Pestieau and H. Tulkens, Amsterdam, North-Holland, p. 243-267.
- FARRELL, M. J.** (1957). *The Measurement of Productive Efficiency*, *Journal of the Royal Statistical Society Series A*, v. 120, p. 253-281.
- GIJBELS, I. et al.** (1999). “On Estimation of Monotone and Concave Frontier Functions”. *Journal of the American Statistical Association*, v. 94, p. 220–228.
- INFRAERO.** Relatório Anual 2006. Ed. INFRAEO, 2007.
- KNEIP, A.; PARK, B. U.; SIMAR, L.** (1998). “A Note on the Convergence of Nonparametric DEA Estimators for Production Efficiency Scores.” *Econometric Theory* 14, 783–793.
- LEIBENSTEIN, H.** (1966). "Allocative Efficiency versus X-Efficiency", *American Economic Review*,56, 392-415.
- PARK, B.; SIMAR, L.; WEINER, C.** (2000). “The FDH Estimator for Productivity Efficiency Scores”. *Econometric Theory*, v. 16, n. 6, p. 855-877.
- SHEPHARD, R.W.** (1970). “Theory of Cost and Production Function”. Princeton: Princeton University Press.
- SILVA, T. L.; JORGE NETO P. M.** (2002). “Economia de Escala e Eficiência nos Bancos Brasileiros Após o Plano Real”. *Estudos Econômicos. Instituto de Pesquisas Econômicas – USP*, vol. 32, nº 4.
- SIMAR, L.** (2003). “Detecting Outliers in Frontier Models: A Simple Approach. *Journal of Productivity Analysis*, 20, 391–424.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W.** (1998). “Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to bootstrap in Nonparametric Frontier Models”, *Management Science*, v. 44, n.1, p. 49–61.
- SIMAR, L.; WILSON P.W.** (2000a). “A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models”. *Journal of Applied Statistics*, 27, 779-802.
- SIMAR, L.; WILSON P.W.** (2000b). “Statistical Inference in Nonparametric Frontier Models: The State of the Art”. *Journal of Productivity Analysis*, 13, 49–78
- WHELOCK D.; WILSON P.W.** (2003). “Robust Nonparametric Estimation of Efficiency and Technical Change in U.S. Commercial Banking”. Working Paper 2003-037A. Federal Reserve Bank of ST. Louis. Research Division.
- WICHMANN, B. M.; JORGE NETO P. M** (2006). “Eficiência e Competição Bancária no Brasil”. XI Encontro Regional de Economia – ANPEC.

8 – ANEXOS

Superintendência Regional do Norte		Superintendência Regional do Noroeste	
Aeroporto de Altamira		Aeroporto Internacional de Boa Vista	
Aeroporto de Carajás		Aeroporto Internacional de Cruzeiro do Sul	
Aeroporto de Imperatriz		Aeroporto Internacional de Manaus	
Aeroporto de Marabá		Aeroporto Internacional de Porto Velho	
Aeroporto de Santarém		Aeroporto Internacional de Rio Branco	
Aeroporto de São Luís (Internacional)			
Aeroporto Internacional de Belém			
Aeroporto Internacional de Macapa			
Aeroporto Júlio César			
Superintendência Regional do Centro-Oeste		Superintendência Regional do Sul	
Aeroporto de Goiânia		Aeroporto de Bacacheri	
Aeroporto de Palmas		Aeroporto de Bagé (Internacional)	
Aeroporto de Uberaba		Aeroporto de Joinville	
Aeroporto de Uberlândia		Aeroporto de Londrina	
Aeroporto Internacional de Brasília		Aeroporto de Navegantes (Internacional)	
Aeroporto Internacional de Cuiabá		Aeroporto Internacional de Curitiba	
		Aeroporto Internacional de Florianópolis	
		Aeroporto Internacional de Foz de Iguaçu	
		Aeroporto Internacional de Pelotas	
		Aeroporto Internacional de Porto Alegre	
		Aeroporto Internacional de Uruguaiana	
Superintendência Regional do Leste		Superintendência Regional do Nordeste	
Aeroporto Carlos Prates		Aeroporto de Campina Grande	
Aeroporto da Pampulha		Aeroporto de Juazeiro do Norte	
Aeroporto de Jacarepaguá		Aeroporto de Petrolina	
Aeroporto de Juíz de Fora		Aeroporto de Teresina	
Aeroporto de Macaé		Aeroporto Internacional de Fortaleza	
Aeroporto de Montes Claros		Aeroporto Internacional de João Pessoa	
Aeroporto de Vitória		Aeroporto Internacional de Maceió	
Aeroporto Internacional de Confins		Aeroporto Internacional de Natal	
Aeroporto Internacional do Galeão		Aeroporto Internacional de Parnaíba	
Aeroporto Santos-Dumont		Aeroporto Internacional de Recife	
Superintendência Regional do Sudeste		Superintendência Regional do Centro-Leste	
Aeroporto Campo de Marte		Aeroporto de Aracaju	
Aeroporto de São José dos Campos		Aeroporto de Ilhéus	
Aeroporto Internacional de Campinas		Aeroporto Internacional de Salvador	
Aeroporto Internacional de Campo Grande		Aeroporto Paulo Afonso	
Aeroporto Internacional de Congonhas			
Aeroporto Internacional de Corumbá			
Aeroporto Internacional de Guarulhos			
Aeroporto Internacional de Ponta Porã			

Sumário Estatístico das Eficiências Estimadas: Especificação 1 (n=63)

Estimador	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
FDH	0.815	1.000	1.000	0.994	1.000	1.000
DEA	0.276	0.557	0.769	0.750	1.000	1.000
Ordem-15	0.922	1.073	1.292	1.416	1.711	2.471
Ordem-25	0.855	1.020	1.131	1.215	1.375	1.836
Ordem-50	0.835	1.000	1.040	1.071	1.110	1.343
Ordem-100	0.819	1.000	1.002	1.010	1.029	1.121

Sumário Estatístico das Eficiências Estimadas: Especificação 2 (n=30)

Estimador	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
FDH	0.962	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000
DEA	0.367	0.810	1.000	0.893	1.000	1.000
Ordem-15	0.988	1.000	1.076	1.110	1.211	1.439
Ordem-25	0.965	1.000	1.021	1.039	1.083	1.155
Ordem-50	0.962	1.000	1.003	1.004	1.011	1.026
Ordem-100	0.962	1.000	1.000	0.999	1.000	1.002

Sumário Estatístico das Eficiências Estimadas: Especificação 3 (n=33)

Estimador	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
FDH	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
DEA	0.538	0.793	1.000	0.900	1.000	1.000
Ordem-15	1.000	1.000	1.108	1.259	1.384	2.137
Ordem-25	1.000	1.000	1.045	1.121	1.196	1.519
Ordem-50	1.000	1.000	1.000	1.027	1.038	1.120
Ordem-100	1.000	1.000	1.000	1.003	1.004	1.022

Especificação 1 – Setores Doméstico e Internacional

Rank	Aeroporto	m25	Rank	Aeroporto	m25
1	Aeroporto de Juíz de Fora	1.836	33	Aeroporto de Carajás	1.127
2	Aeroporto de São José dos Campos	1.765	34	Aeroporto Internacional de João Pessoa	1.125
3	Aeroporto de Bagé	1.762	35	Aeroporto Internacional de Pelotas	1.115
4	Aeroporto de Altamira	1.757	36	Aeroporto de Palmas	1.115
5	Aeroporto de Juazeiro do Norte	1.687	37	Aeroporto de Joinville	1.108
6	Aeroporto de Imperatriz	1.546	38	Aeroporto de São Luís	1.070
7	Aeroporto Carlos Prates	1.534	39	Aeroporto Internacional de Campo Grande	1.070
8	Aeroporto de Marabá	1.465	40	Aeroporto Internacional de Cuiabá	1.068
9	Aeroporto Internacional de Ponta Porã	1.465	41	Aeroporto de Jacarepaguá	1.067
10	Aeroporto Internacional de Cruzeiro do Sul	1.455	42	Aeroporto da Pampulha	1.065
11	Aeroporto de Uberaba	1.427	43	Aeroporto de Goiânia	1.062
12	Aeroporto de Petrolina	1.402	44	Aeroporto Internacional de Natal	1.054
13	Aeroporto de Montes Claros	1.395	45	Aeroporto de Macaé	1.050
14	Aeroporto de Aracaju	1.395	46	Aeroporto Internacional de Curitiba	1.044
15	Aeroporto Internacional de Corumbá	1.389	47	Aeroporto Internacional de Porto Velho	1.040
16	Aeroporto Internacional de Parnaíba	1.375	48	Aeroporto Campo de Marte	1.020
17	Aeroporto Paulo Afonso	1.368	49	Aeroporto Internacional de Belém	1.020
18	Aeroporto de Bacacheri	1.355	50	Aeroporto Internacional de Confins	1.018
19	Aeroporto de Navegantes	1.293	51	Aeroporto Internacional de Fortaleza	1.013
20	Aeroporto de Londrina	1.290	52	Aeroporto Santos-Dumont	1.011
21	Aeroporto de Campina Grande	1.280	53	Aeroporto Internacional de Porto Alegre	1.005
22	Aeroporto Internacional de Uruguaiana	1.278	54	Aeroporto Internacional de Brasília	1.000
23	Aeroporto de Teresina	1.274	54	Aeroporto Internacional de Campinas	1.000
24	Aeroporto de Ilhéus	1.263	54	Aeroporto Internacional de Congonhas	1.000
25	Aeroporto Júlio César	1.253	54	Aeroporto Internacional do Galeão	1.000
26	Aeroporto Internacional de Macapa	1.249	54	Aeroporto Internacional de Guarulhos	1.000
27	Aeroporto de Santarém	1.225	54	Aeroporto Internacional de Manaus	1.000
28	Aeroporto de Uberlândia	1.163	54	Aeroporto Internacional de Recife	1.000
29	Aeroporto de Vitória	1.161	54	Aeroporto Internacional de Salvador	1.000
30	Aeroporto Internacional de Maceió	1.152	62	Aeroporto Internacional de Boa Vista	0.867
31	Aeroporto Internacional de Rio Branco	1.146	63	Aeroporto Internacional de Florianópolis	0.855
32	Aeroporto Internacional de Foz de Iguaçu	1.131			

Especificação 2 – Setor Doméstico

Rank	Aeroporto	m25
1	Aeroporto de Juazeiro do Norte	1.150
2	Aeroporto de São José dos Campos	1.116
3	Aeroporto Paulo Afonso	1.114
4	Aeroporto de Petrolina	1.109
5	Aeroporto de Montes Claros	1.088
6	Aeroporto Carlos Prates	1.087
7	Aeroporto de Juíz de Fora	1.082
8	Aeroporto de Uberaba	1.079
9	Aeroporto de Marabá	1.057
10	Aeroporto de Imperatriz	1.055
11	Aeroporto de Campina Grande	1.052
12	Aeroporto de Altamira	1.051
13	Aeroporto Júlio César	1.043
14	Aeroporto de Bacacheri	1.040
15	Aeroporto de Carajás	1.033
16	Aeroporto de Palmas	1.004
17	Aeroporto de Londrina	1.004
18	Aeroporto de Aracaju	1.004
19	Aeroporto de Ilhéus	1.002
19	Aeroporto de Jacarepaguá	1.002
21	Aeroporto de Uberlândia	1.002
22	Aeroporto Campo de Marte	1.000
22	Aeroporto de Goiânia	1.000
22	Aeroporto de Macaé	1.000
22	Aeroporto da Pampulha	1.000
22	Aeroporto de Santarém	1.000
22	Aeroporto de Teresina	1.000
22	Aeroporto de Vitória	1.000
22	Aeroporto Santos-Dumont	1.000
30	Aeroporto de Joinville	0.973

Especificação 3 – Setor Internacional

Rank	Aeroporto	m25
1	Aeroporto Internacional de Parnaíba	1.519
2	Aeroporto de Bagé	1.478
3	Aeroporto Internacional de Ponta Porã	1.428
4	Aeroporto Internacional de Uruguaiana	1.357
5	Aeroporto Internacional de Cruzeiro do Sul	1.330
6	Aeroporto Internacional de Corumbá	1.267
7	Aeroporto Internacional de Pelotas	1.265
8	Aeroporto de Navegantes	1.207
9	Aeroporto Internacional de Macapa	1.196
10	Aeroporto Internacional de João Pessoa	1.196
11	Aeroporto Internacional de Rio Branco	1.159
12	Aeroporto Internacional de Boa Vista	1.114
13	Aeroporto Internacional de Cuiabá	1.099
14	Aeroporto Internacional de Campo Grande	1.088
15	Aeroporto de São Luís	1.080
16	Aeroporto Internacional de Foz de Iguaçu	1.064
17	Aeroporto Internacional de Maceió	1.059
18	Aeroporto Internacional de Porto Velho	1.045
19	Aeroporto Internacional de Florianópolis	1.016
20	Aeroporto Internacional de Natal	1.012
21	Aeroporto Internacional de Belém	1.000
21	Aeroporto Internacional de Brasília	1.000
21	Aeroporto Internacional de Campinas	1.000
21	Aeroporto Internacional de Confins	1.000
21	Aeroporto Internacional de Congonhas	1.000
21	Aeroporto Internacional de Curitiba	1.000
21	Aeroporto Internacional de Fortaleza	1.000
21	Aeroporto Internacional do Galeão	1.000
21	Aeroporto Internacional de Guarulhos	1.000
21	Aeroporto Internacional de Manaus	1.000
21	Aeroporto Internacional de Porto Alegre	1.000
21	Aeroporto Internacional de Recife	1.000
21	Aeroporto Internacional de Salvador	1.000