AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DE AEROPORTOS DO SUL E SUDESTE DO BRASIL POR MEIO DA APLICAÇÃO DE MODELOS DE ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA)

Renan Peres de Oliveira
Universidade Federal do Pampa – Engenharia de Produção
Rua Venâncio Aires - 188, +55(53) 8118-1929, renan.eng.prod@hotmail.com

Adriano Pinto de Freitas
Universidade Federal do Pampa – Engenharia de Produção
Av. Maria Anunciação Gomes Godoy - 1650, +55(53) 9999-0151, adrpfreitas@gmail.com

Marcelo Xavier Guterres
Universidade Federal do Pampa – Engenharia de Produção
Av. Maria Anunciação Gomes Godoy - 1650, +55(53)9152-5652, m.guterres@unipampa.edu.br

ABSTRACT

Mathematical techniques aimed at measuring the efficiency of decision making units (DMUs) is gaining a greater role in the literature. In view of this, this paper deals with the use of models of data envelopment analysis (DEA) applied to southern and southeastern Brazil airports, to evaluate their efficiencies, classify them as technical or scale efficiencies, understand the degree of inefficiency in the use of its inputs and outputs and find airports that can serve as benchmarks for the studied units. It can be concluded from the considered sample that airports had mostly high technical efficiency in its processes.

Keywords: Airports, air transportation, Data Envelopment Analysis (DEA), efficiency, mathematical modeling.

1. INTRODUÇÃO

Entre os anos de 2001 e 2002 ocorreu a chamada "quase-desregulamentação" das politicas regulatórias do setor de transporte aéreo brasileiro, quando entrou em vigor a liberdade tarifária no transporte aéreo doméstico nacional (SALGADO, 2010), provocando a expansão acelerada do mesmo. A partir desse período, até 2012, a demanda doméstica por transporte aéreo de passageiros mais do que triplicou em termos de passageiros-quilômetros pagos transportados, com crescimento médio de 14,35 % ao ano, correspondendo a mais de 3,5 vezes o crescimento do PIB brasileiro no mesmo período, segundo dados da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC, 2013). Com isso, a busca de melhorias de desempenho em aeroportos brasileiros passou a tomar um caráter cada vez mais estratégico, como forma de reduzir os seus custos operacionais e aumentar a qualidade percebida pelos seus clientes.

Durante os últimos anos, uma grande parcela de esforços e recursos tem sido direcionados para o desenvolvimento de medidas de desempenho para diversos setores da indústria. Medidas que variam desde as mais simplificadas, como a quantidade de *output* por funcionário, até medidas mais sofisticadas, como fatores de produtividade total (TFP), considerando todos os inputs do processo produtivo. Essas medidas têm sido utilizadas na avaliação do progresso técnico e na classificação de unidades pelos seus ganhos de produtividade (GILLEN & LALL, 1997). Nesse contexto, uma técnica que passa a receber importante destaque é a análise por envoltória de dados (DEA).

Diversas são as aplicações encontradas na literatura que comprovam essa afirmativa. Entre exemplos que merecem especial destaque, relacionados a esta pesquisa, podem ser citados os trabalhos de Gillen e Lall (1997), que em seu estudo, avaliaram a eficiência e o desempenho de 21 aeroportos estadunidenses entre os anos de 1989 e 1992; Martín e Román (2001), que usaram a análise por envoltória de dados para avaliar o desempenho de 37 aeroportos espanhóis antes de sua privatização no ano de 1997; e Humphreys e Francis (2002), que examinaram as mudanças nas estruturas de indicadores de desempenho de aeroportos como forma de avaliar a performance atual e futura dos mesmos.

Sendo uma metodologia com base em uma aplicação de programação linear originalmente desenvolvida para a medição de desempenho, esta técnica tem sido empregada com sucesso na avaliação de desempenho relativo de um conjunto de unidades que utilizam uma variedade *inputs* para produzir uma variedade de *outputs*. A performance destas unidades é avaliada utilizando-se o conceito de eficiência ou produtividade, definido como a razão dos *outputs* totais divididos pelos *inputs* totais (RAMANATHAN, 2006).

Pelo exposto, a presente pesquisa visa investigar os resultados obtidos por meio da aplicação de técnicas de análise por envoltória de dados empregadas à medição da eficiência de aeroportos do sul e sudeste do Brasil. Este artigo descreve primeiramente conceitos relacionados à formulação de problemas no âmbito da otimização matemática, destacando-se a análise por envoltória de dados. Na sequência, são apresentadas medidas de eficiência apropriadas ao setor aeroportuário e suas características, com as discussões e conclusões desta pesquisa sendo então apresentadas.

2. ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS

Em princípio, a técnica DEA lida com um número de Unidades Tomadoras de Decisão (DMUs), cada qual analisada separadamente por meio de um modelo matemático de programação que verifica a possibilidade da DMU em consideração melhorar a sua performance com decréscimos em seus *inputs* ou acréscimos em seus *outputs*.

A melhoria é buscada até que a fronteira da envoltória convexa de outras DMUs seja alcançada. Uma DMU que não puder melhorar a sua performance é eficiente, ou não-dominada. Em caso negativo, ela é dominada por uma combinação convexa de outras DMUs. Possíveis melhorias para uma DMU particular são indicadas, não em uma direção arbitrária, mas com base na performance de DMUs eficientes com maior sucesso (RAMANATHAN, 2003).

Uma hipótese fundamental utilizada na computação de eficiências relativas é a de que se uma dada organização eficiente é capaz de produzir Y unidades de *output* utilizando X unidades de *inputs*, então outras organizações devem ser capazes de realizar o mesmo, caso desejem operar de forma eficiente. Com isso, é possível definir Metas de Desempenho para organizações ineficientes como forma de capacitá-las a atingir 100% de eficiência relativa em comparação com as organizações mais eficientes. Estas organizações operam em um ambiente similar às outras; sendo a utilização de seu desempenho como *benchmark* para as outras uma hipótese realista (COOPER et al., 2006).

É possível traçar uma Fronteira da Eficiência, como uma linha unindo as organizações mais eficientes e as linhas vertical e horizontal conectando-as aos dois eixos. Ela representa um padrão de performance que as organizações que não estão na fronteira devem tentar atingir (RAMANATHAN, 2003). A Figura 1 ilustra fronteiras de eficiência.

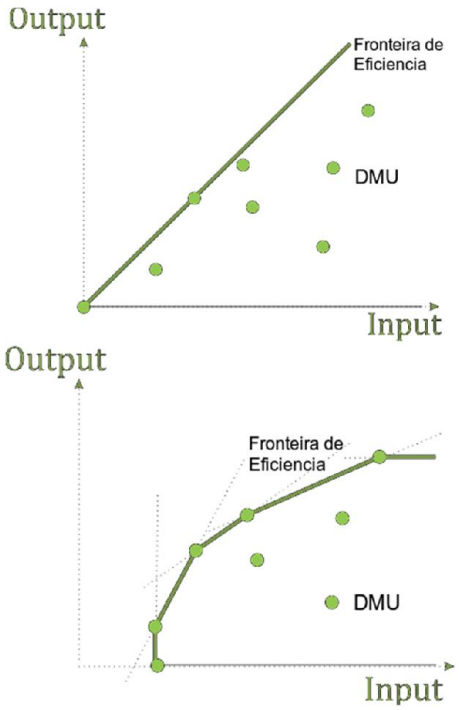


Figure 1: Fronteiras de eficiência. Fonte: autores (2014).

Logo, o objetivo da técnica DEA é construir um conjunto de referência; permitindo a classificação das DMUs em unidades eficientes ou ineficientes, tendo como referencial a superfície formada por esse conjunto, com as unidades eficientes localizadas sobre a fronteira e as unidades ineficientes localizadas abaixo da mesma.

Um conceito central para a DEA é a ideia do índice de produtividade ser definido como uma combinação linear dos *inputs* dividida por uma combinação linear dos *outputs*.

Com isso, os modelos de otimização relacionados com cada uma das DMUs buscarão valores para os multiplicadores de cada *input* e *output* de forma que o seu índice seja maximizado em relação às outras unidades.

2.1. O modelo CCR

O modelo CCR, proposto por Charnes, Cooper e Rhodes em 1978, é o primeiro modelo de análise por envoltória de dados encontrado na literatura, sendo também o de mais simples compreensão e implementação. Este modelo busca a maximização da eficiência de cada uma das DMUs consideradas em um estudo, de forma individual por meio de aplicações de programas lineares.

Com a busca da maximização da função objetivo, composta na adaptação linear somente do *output* virtual, da restrição referente ao *input* virtual, das restrições relacionadas ao fato de nenhuma dada unidade poder apresentar uma eficiência maior do que 1 ou menor do que 0, e das restrições de positividade dos multiplicadores associados com cada *input* e *output*, obtem-se a forma linear do modelo CCR, demonstrada na Equação 1. Este modelo é conhecido como forma dos multiplicadores.

$$\begin{aligned} &\max u^T y_j \\ &sujeito\ a: \\ &vx_j = 1 \\ &-vX + uY \leq 0 \\ &u, v \geq 0. \end{aligned} \tag{1}$$

Onde y_j é um vetor referente aos s *outputs* observados da unidade j, x_j é um vetor associado aos m *inputs* observados desta mesma unidade, u e v são as variáveis do problema,

vetores de s e m componentes associados aos valores de inputs e outputs observados, e X e Y são matrizes cujas colunas representam cada DMU considerada e cujas linhas representam tipos de inputs ou outputs considerados.

2.2. O modelo BCC

O modelo BCC, em contraste ao modelo CCR, não assume retornos de escala constantes para as atividades consideradas, como demonstrado na Figura 2.

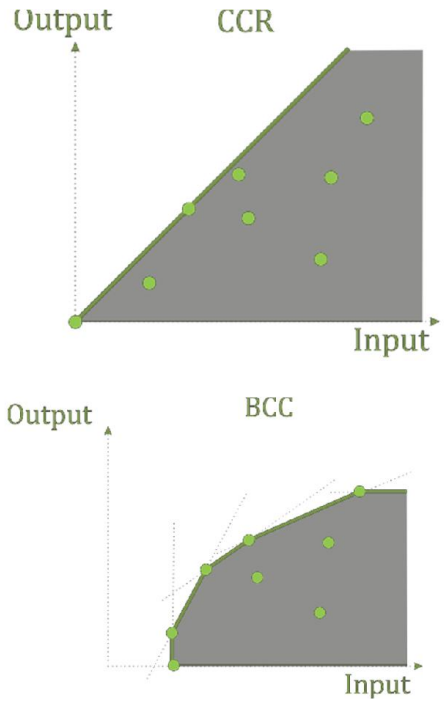


Figure 2: Contraste entre os conjuntos P referentes aos modelos CCR e BCC. Fonte: autores (2014).

O conjunto de possibilidades de produção P para este modelo possui uma restrição referente à soma das variáveis duais, que deve ser igual a 1, ou seja, $\sum_{k=1}^{n} \lambda_k = 1$.

Esta restrição impacta diretamente o segundo e o quarto postulados do conjunto de possibilidades de produção do modelo CCR, forçando as soluções viáveis dos problemas em consideração a uma combinação convexa dos valores observados, e ocasionando a fronteira diferenciada do modelo BCC, como indicado na figura supracitada. O modelo BCC tem assim suas fronteiras de produção delimitadas pela envoltória convexa dos dados relacionados com as DMUs existentes.

A condição de convexidade para as variáveis duais é a única diferença apresentada entre os modelos BCC e CCR. Logo, como pode ser esperado, estes modelos apresentam propriedades similares bem como exibem suas particularidades. As formas lineares de seus modelos dual e primal orientados aos *inputs* encontram-se descritas nas Equações 2 e 3, respectivamente.

$$\min \theta$$

$$sujeito\ a:$$

$$\theta x_j - \lambda X \geq 0$$

$$\lambda Y \geq y_j$$

$$e\lambda = 1$$

$$\lambda \geq 0.$$

(2)

Onde e é um vetor de mesma dimensão que λ com entradas iguais a 1.

$$\max u^T y_j - u_j$$

$$sujeito\ a:$$

$$vx_j = 1$$

$$-vX + uY \leq 0$$

$$u, v \geq 0$$

$$u_j\ sem\ restrição\ de\ sinal.$$

(3)

Onde u_j é uma variável referente à restrição de convexidade do problema dual.

Importante destacar também o fato do valor ótimo obtido no modelo BCC ser sempre maior ou igual ao valor obtido pelo modelo CCR, uma vez que este modelo impõe uma nova restrição, sendo a sua região viável um subconjunto da região viável do modelo CCR.

Os excessos de *inputs* e faltas de *outputs* para o modelo BCC possuem a mesma forma apresentada no modelo CCR, devido às restrições referentes a estas quantidades permanecerem inalteradas no modelo dual.

2.3. Comparação entre os modelos CCR e BCC

Devido às diferentes eficiências associadas a unidades estudadas em casos de retornos de escala constantes (CRS) e retornos de escala variáveis (VRS), é buscada uma distinção entre dois tipos de eficiências, a eficiência técnica e a eficiência de escala (RAMANATHAN, 2003).

O modelo CCR, sem a restrição de convexidade, estima a eficiência bruta de uma DMU. Esta eficiência comprime as eficiências técnica e de escala. Eficiência técnica descreve a eficiência em converter *inputs* em *outputs*, enquanto eficiência de escala leva em consideração o fato de economias de escala não poderem ser obtidas em todas as escalas de produção, existindo uma escala mais produtiva, onde a escala de eficiência atinge o seu máximo.

O modelo BCC aborda a variação de eficiência em respeito à escala de operação, medindo então a eficiência técnica pura.

A eficiência VRS é dada pela Equação 4.

$$\varepsilon VRS = \theta_{BCC} = (eficiência\ técnica) \quad (4)$$

Enquanto a eficiência CRS é dada pela Equação 5.

$$\varepsilon CRS = \theta_{CCR} = (eficiência\ técnica)(eficiência\ de\ escala) \quad (5)$$

Logo, a eficiência de escala de uma DMU pode ser computada como a razão de sua eficiência CRS pela sua eficiência VRS. Ou seja, a ineficiência de escala de uma dada unidade é causada devido a esta unidade não operar no seu tamanho mais produtivo.

A eficiência CRS de uma unidade é sempre menor ou igual a sua eficiência puramente técnica. A igualdade entre eficiência CRS e VRS é obtida quando a eficiência de escala é unitária, ou quando a DMU opera no seu tamanho de escala mais produtivo (RAMANATHAN, 2003).

2.4. Índices de eficiência do setor aeroportuário

Toda organização, seja do setor público ou do setor privado, necessita mensurar e monitorar a sua performance. Neste contexto, um setor da indústria que acaba ganhando especial destaque, devido às suas características específicas, é o setor aeroportuário

Em um ambiente perfeitamente competitivo, forças de mercado asseguram a equalização de um desempenho ótimo com lucratividade, mas a realidade da operação de aeroportos encontra-se distante destas condições (DOGANIS, 1992). Restrições geográficas, econômicas, sociais, e políticas impedem a competição direta entre aeroportos. Ao mesmo tempo, a extensão pela qual os aeroportos conseguem atrair o tráfego de outros com diferentes preços ou níveis de serviço é muito limitada. Logo, a maioria destas unidades ocupa uma posição virtualmente monopolista, podendo usufruir desta por meio da extração de altas receitas de seus clientes.

Nessas circunstâncias, as medidas de lucratividade podem não ser as mais adequadas para mensurar as suas eficiências. A consideração da lucratividade de forma isolada não é capaz de identificar o consumo desnecessário de recursos, e não providencia a um aeroporto os incentivos adequados para melhorar o seu desempenho. Índices adicionais ou indicadores que meçam seus *inputs* e *outputs* de forma física e financeira simultaneamente são essenciais.

Historicamente, muitos aeroportos adotaram o costume de avaliar a sua performance usando critérios fundamentados somente em medidas de lucro ou aumento de tráfego; mesmo com um crescente cuidado de gerentes de aeroportos sobre as implicações financeiras e comerciais de sua operação (DOGANIS, 1992). Somente um número reduzido de aeroportos desenvolveu uma abordagem sistemática para a medição do seu desempenho, e um número ainda menor de aeroportos incluiu qualquer indicador de desempenho em suas demonstrações contábeis. De maneira geral, não há um padrão aceito na indústria para a medição do desempenho de aeroportos. Este fato pode ser contrastado com muitas outras indústrias ou inclusive com a indústria de companhias aéreas, onde indicadores de desempenho padronizados tem sido amplamente adotados. Indicadores de desempenho deveriam ser utilizados como forma de assegurar a realização do melhor uso dos recursos a disposição da administração de aeroportos.

Sendo compostos essencialmente de uma ou várias pistas de pousos e decolagens para aeronaves, junto com as estruturas e terminais associados onde passageiros e cargas

transportadas pelas aeronaves possam ser processados, aeroportos são empresas complexas, que agem como um sistema no qual elementos e atividades são aproximados com o intuito de facilitar, tanto para os passageiros quanto para as cargas de frete, a troca entre os transportes terrestres e aéreos. Com base nestes dados, a opção mais viável para a medição dos *outputs* deveria ser dada em termos do número de movimentos de aeronaves ocorridos, ou o volume de passageiros ou carga embarcados ou desembarcados (DOGANIS, 1992).

3. METODOLOGIA

Esta pesquisa foi realizada em sete etapas. As mesmas podem ser visualizadas na Figura 3.

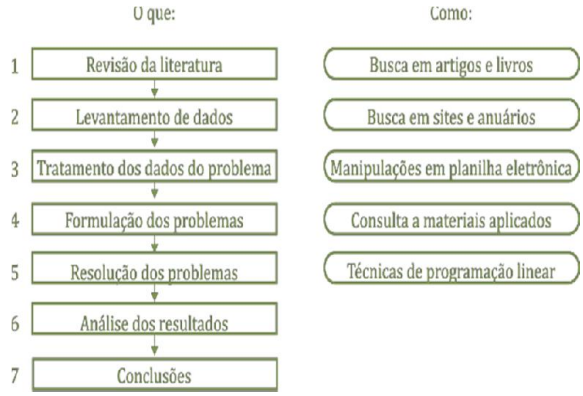


Figura 3 - Etapas da pesquisa. Fonte: autores (2014).

3.1. Revisão da literatura

A primeira etapa compreendeu a revisão da literatura abordando a aplicação da análise por envoltória de dados em aeroportos, que foi realizada por meio da busca de artigos e livros com aplicações práticas de métodos consolidados da literatura, relacionados com os temas abordados. Foi escolhido para esta pesquisa a realização de um estudo similar ao empregado por De Almeida et al. (2008), com a utilização do mesmo conjunto de *inputs* e *outputs*, embora com a adoção de outros modelos de DEA e outra amostra de aeroportos.

3.2. Levantamento de dados

A segunda etapa envolveu o levantamento de dados pertinentes ao problema estudado, por meio de pesquisas em sites e da consulta a anuários estatísticos disponibilizados anualmente pela Empresa Brasileira de Infraestrutura Aeroportuária (INFRAERO, 2013).

Foram buscados dados referentes aos complexos aeroportuários de aeroportos do sul e sudeste do Brasil no sitio eletrônico da empresa, bem como a movimentação anual de aeronaves, cargas e passageiros no anuário estatístico publicado no ano de 2013. Os dados compreendidos nas páginas eletrônicas de especial relevância para esta pesquisa foram as áreas dos pátios de aeronaves, número total de posições disponíveis para o estacionamento de aeronaves, áreas dos terminais de passageiros, comprimentos das pistas de pousos e decolagens e capacidades de passageiros processados ao ano. Estes dados estão disponibilizados em páginas destinadas a cada um dos aeroportos administrados pela agência. A Tabela 1 ilustra os dados obtidos após a consulta.

.

Tabela 1 - Dados obtidos após a consulta. Fonte: autores (2014).

Cidade do Aeroporto	Área do Pátio (m^2)	Capacidade do Terminal (milhões/ano)	Comprimento da pista (m)	Área do Terminal (m^2)	# de Posições Estacionamento de Aviões	Movimentação de Carga (Kg)	Movimentação de Passageiros	Movimentação de Aeronaves
Bagé	3.000	200.000	1.500	600	5	-	2.001	414
Belo Horizonte	15.430	700.000	928	349	11	-	35.921	34.558
Congonhas	77.321	17.100.000	1.640	64.579	54	45.951.416	17.119.530	209.555
Criciúma	4.073	100.000	1.425	530	6	-	69.824	3.814
Curitiba	82.442	7.900.000	2.215	45.000	10	29.960.206	6.742.133	82.455
Bacacheri	16.060	300.000	1.390	157	17	-	67.414	24.390
Florianópolis	20.187	4.100.000	2.300	9.440	14	6.773.163	3.872.877	54.216
Foz do Iguaçu	50.102	2.800.000	2.195	24.188	18	324.251	1.677.460	18.524
Jacarepaguá	46.900	400.000	900	226	50	-	145.062	76.083
Joinville	15.010	800.000	1.540	4.000	9	1.205.440	397.556	9.496
Londrina	40.293	2.600.000	2.100	5.820	9	1.538.798	1.051.157	30.808
Navegantes	20.276	1.400.000	1.701	5.200	6	1.801.700	1.203.561	23.517
Pelotas	16.200	800.000	1.980	1.098	12	19.667	37.731	2.758
Porto Alegre	142.750	15.300.000	2.280	53.100	25	26.922.409	7.993.164	94.409
Rio de Janeiro	95.800	9.900.000	1.323	19.000	13	7.529.469	9.204.603	127.328
São José dos Campos	16.931	300.000	2.676	864	7	28.107	160.229	16.133
Uberaba	13.450	1.700.000	1.759	2.030	20	8.689	147.345	7.731
Uberlândia	34.612	2.400.000	2.100	4.733	14	1.489.677	1.136.908	29.943
Uruguaiana	10.634	300.000	1.500	800	9	419	1.373	511
Vitória	44.400	3.300.000	1.750	17.000	6	14.589.492	3.450.736	58.504

Dentre os aeroportos do sul e sudeste do Brasil, foram excluídos aqueles que não apresentaram um descritivo completo do complexo aeroportuário, ou não possuíam dados publicados no anuário estatístico. No total foram vinte os aeroportos selecionados.

Para a aplicação do modelo DEA, além das escolhas das DMUs, se fez necessário a escolha de variáveis de *input* e *output*. Os modelos utilizados nesta pesquisa foram orientados tanto para a minimização dos *inputs* utilizados mantendo-se inalterados os *outputs*, quanto orientados para maximização dos *outputs*, sem incorrer aumentos nos níveis de *inputs* das DMUs. Neste trabalho foram utilizados modelos com retorno constante de escala, CCR, e com retorno variável de escala, BCC.

3.3. Tratamento dos dados do problema Nesta etapa fez-se necessário a busca da correlação entre variáveis do problema, a fim de validar o processo de escolha das mesmas e de desconsiderar quaisquer variáveis irrelevantes ou duplicadas. Foi buscada a seleção de variáveis de forma que as correlações entre as variáveis de *input* e *output* fossem positivas e próximas ao número 1.

As faixas de correlação escolhidas para esta pesquisa foram:
0,00-0,50 – baixa correlação;
0,50-0,92 – média correlação;
0,92-1,00 – alta correlação.

Por meio da análise da matriz de correlações, apresentada na Tabela 2, pôde-se eliminar o *input* "área do terminal", devido à alta correlação com o *input* "área do pátio"; o *input* "comprimento da pista" que apresentou baixa correlação com todos os *outputs* considerados nesta pesquisa; e o *output* "movimentação de aeronaves", devido ao mesmo ser altamente correlato com o *output* "movimentação de passageiros". Optou-se pela desconsideração destas variáveis devido ao resultado possivelmente tendencioso de sua inclusão na pesquisa.

Tabela 2 - Matriz de correlação entre as variáveis selecionadas. Fonte: autores (2014).

	Área do Pátio	Capacidade do Terminal	Comprimento da pista	Área do Terminal	# de Posições	Mov. de Carga	Mov. de Passageiros	Mov. de Aeronaves
Área do pátio	1,00	-	-	-	-	-	-	-
Capacidade do terminal	0,87	1,00	-	-	-	-	-	-
Comprimento da pista	0,21	0,21	1,00	-	-	-	-	-
Área do terminal	0,83	0,94	0,29	1,00	-	-	-	-
# de posições	0,42	0,51	-0,24	0,48	1,00	-	-	-
Mov. de carga	0,71	0,90	0,20	0,95	0,50	1,00	-	-
Mov. de passageiros	0,74	0,95	0,11	0,90	0,54	0,91	1,00	-
Mov. de aeronaves	0,73	0,88	-0,06	0,81	0,69	0,84	0,95	1,00

Deste modo, a eficiência foi calculada levando-se em consideração três *inputs*:

- área do pátio;
- área do terminal;
- número de posições para o estacionamento de aeronaves;

e dois *outputs*:

- movimentação de carga;
- movimentação de passageiros.

Cooper et al. (2006) salientam que, de forma generalizada, o número de DMUs (n) deve ser maior do que o número combinado de *inputs* e *outputs* (m+s), sendo desejável que n exceda (m+s) por um dado número de vezes. Os autores sugerem como regra empírica, em um modelo envoltório, escolher $n \geq max\{ms; 3(m+s)\}$. Dessa forma a relação entre estas quantidades é satisfeita para esta pesquisa, pois:

$$20 \geq max\{2 * 3; 3(2+3)\} = max\{6; 15\} = 15$$

3.4. Formulação dos problemas

Esta etapa correspondeu à formulação dos modelos CCR e BCC, os modelos considerados nessa pesquisa. Optou-se pela resolução de ambos os modelos CCR e BCC a fim de classificar as ineficiências dos aeroportos em ineficiências técnicas e de escala.

3.5. Resolução dos problemas

Nesta etapa foi realizada a resolução dos problemas propostos. Para este fim foi utilizado o software de uso livre OSDEA-GUI, direcionado especificamente para a resolução de problemas de análise por envoltória de dados.

4. CONCLUSÃO

As eficiências obtidas com os modelos considerados nesta pesquisa encontram-se dispostas na Tabela 3.

Tabela 3 - Comparação entre as eficiências obtidas pelos modelos trabalhados. Fonte: autores (2014).

DMU	θ				
Cidade do Aeroporto	CCR Input/Output	BCC Input	BCC Output	θ de Escala (I)	θ de Escala (O)
Bagé	0,69%	100%	100%	0,69%	0,69%
Belo Horizonte	20,32%	100%	100%	20,32%	20,32%
Congonhas	100%	100%	100%	100%	100%
Criciúma	27,08%	100%	100%	27,08%	27,08%
Curitiba	100%	100%	100%	100%	100%
Bacacheri	76,67%	100%	100%	76,67%	76,67%
Florianópolis	100%	100%	100%	100%	100%
Foz do Iguaçu	22,95%	37,18%	24,04%	61,73%	95,45%
Jacarepaguá	100%	100%	100%	100%	100%
Joinville	37,03%	57,27%	39,84%	64,66%	92,94%
Londrina	41,95%	63,38%	45,14%	66,20%	92,94%
Navegantes	55,26%	94,11%	78,81%	58,71%	70,12%
Pelotas	6,99%	50,21%	8,47%	13,92%	82,46%
Porto Alegre	62,81%	72,30%	77,40%	86,87%	81,14%
Rio de Janeiro	100%	100%	100%	100%	100%
São José dos Campos	37,87%	85,19%	64,28%	44,45%	58,91%
Uberaba	14,94%	34,43%	17,60%	43,41%	84,90%
Uberlândia	54,27%	60,54%	55,29%	89,65%	98,16%
Uruguaiana	0,35%	66,47%	0,55%	0,53%	63,84%
Vitória	100%	100%	100%	100%	100%

A Tabela 4 demonstra a classificação das eficiências dos aeroportos considerando-as como técnicas ou de escala.

Tabela 4 - Classificação das eficiências obtidas pelos modelos trabalhados. Fonte: autores (2014).

DMU		
Cidade do Aeroporto	θ Técnica	θ de Escala
Bagé	✓	
Belo Horizonte	✓	
Congonhas	✓	✓
Criciúma	✓	
Curitiba	✓	✓
Bacacheri	✓	
Florianópolis	✓	✓
Foz do Iguaçu		
Jacarepaguá	✓	✓
Joinville		
Londrina		
Navegantes		
Pelotas		
Porto Alegre		
Rio de Janeiro	✓	✓
São José dos Campos		
Uberaba		
Uberlândia		
Uruguaiana		
Vitória	✓	✓

O objetivo do estudo foi alcançado, uma vez que foi possível identificar por meio dos modelos matemáticos de análise por envoltória de dados empregados quão eficientes foram as operações dos aeroportos sob estudo no ano de 2013. As ineficiências ocorridas na utilização de *inputs* e na geração de *outputs* para cada um dos aeroportos considerados pôde ser estimada, bem como a escolha de aeroportos que poderiam servir como *benchmarks* para os aeroportos classificados como ineficientes. A pesquisa possibilitou ainda a classificação das ineficiências dos aeroportos trabalhados como ineficiências técnicas e ineficiências de escala. Esse fator torna-se interessante à medida que um aeroporto que opere de fato na sua escala de produção mais eficiente necessita corrigir tão somente a maneira pela qual gerencia o uso de seus recursos.

O estudo demonstrou que os aeroportos de Congonhas, Curitiba, Florianópolis, Jacarepaguá, Rio de Janeiro, e Vitória operaram de maneira mais eficiente em relação aos outros aeroportos do conjunto considerado, devido a estes operarem em sua escala mais produtiva. Desconsiderando-se o fator de escala, por meio da aplicação do modelo BCC, constatou-se que além destas unidades os aeroportos de Bagé, Belo Horizonte, Criciúma, e Bacacheri atingiram a chamada eficiência técnica.

Aeroportos como os de Foz do Iguaçu, Joinville, Londrina, e Uberlândia merecem especial destaque devido aos mesmos operarem em uma escala muito próxima da escala eficiente; considerando-se a orientação para *outputs*. Essas condições indicam a possibilidade de melhorias direcionadas a melhor utilização de recursos.

A aplicação do modelo BCC orientado para *inputs* possibilitou ainda a indicação do aeroporto de Criciúma como modelo de *benchmark* para os aeroportos das cidades de

Pelotas, Uberaba, e Uruguaiana quase que exclusivamente, com o valor da variável dual associada a este aeroporto próximo a 100 % para cada uma destas cidades.

Importante considerar as projeções fornecidas pelos modelos BCC orientados aos *inputs* e aos *outputs* em especial. Os valores obtidos por meio destes modelos indicam valores a ser buscados com base em valores observados para outras unidades, e consideram as dificuldades introduzidas pelas diferentes escalas de produção.

5. REFERÊNCIAS

AGÊNCIA NACIONAL DE AVIAÇÃO CIVIL. Anuário do Transporte Aéreo: Dados Estatísticos e Econômicos de 2012. Brasília, 2013.

BROCHADO, M. R.; MARIANO, E. B.; REBELATTO, D. A. d. N. Análise de eficiência dos aeroportos internacionais brasileiros. Revista Produção Online, v. 7, n. 4, p. 1–17, 2007.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. Introduction to data envelopment analysis and its uses: with DEA-solver software and references. 1. ed. New York: Springer Science & Business Media, 2006.

DOGANIS, R. The airport business. 1. ed. New York: Routledge, 1992. 245 p.

GILLEN, D.; LALL, A. Developing measures of airport productivity and performance: an application of data envelopment analysis. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, Elsevier, v. 33, n. 4, p. 261–273, 1997.

HUMPHREYS, I.; FRANCIS, G. Performance measurement: a review of airports. International Journal of Transport Management, Elsevier, v. 1, n. 2, p. 79–85, 2002.

MARTIN, J. C.; ROMAN, C. An application of dea to measure the efficiency of spanish airports prior to privatization. Journal of Air Transport Management, Elsevier, v. 7, n. 3, p. 149–157, 2001.

RAMANATHAN, R. An introduction to data envelopment analysis: a tool for performance measurement. 1. ed. London: Sage Publications, 2003. 203 p.

SALGADO, Lucia Helena; VASSALLO, Moisés Diniz; OLIVEIRA, Alessandro Vinícius Marques de. Regulação, Políticas Setoriais, Competitividade e Formação de Preços: Considerações sobre o Transporte Aéreo no Brasil. Journal of Transport Literature, v. 4, n. 1, 2010.