

ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DE COMPANHIAS AÉREAS COM UM MODELO DEA E CLUSTERS DINÂMICOS

Ana Paula dos Santos Rubem

CASNAV - Centro de Análise de Sistemas Navais
Praça Barão de Ladário, s/n, Ilha das Cobras, Centro, Rio de Janeiro, RJ
anarubem@bol.com.br

João Carlos Correia Baptista Soares de Mello

Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria 156, São Domingos, 24210-240, Niterói, RJ
jccbsmello@id.uff.br

Lidia Angulo Meza

Dep. de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Av. dos Trabalhadores, 420, 27255-125, Volta Redonda, RJ
lidia_a_meza@pq.cnpq.br

Silvio Figueiredo Gomes Júnior

Centro Universitário Estadual da Zona Oeste – UEZO
Av. Manuel Caldeira de Alvarenga 1203, Campo Grande, 23070-200, Rio de Janeiro, RJ
silviogomes@uezo.rj.gov.br

RESUMO

O crescente aumento da competitividade do setor de transporte aéreo nos últimos anos tem provocado uma mudança na dinâmica de mercado, levando as companhias aéreas a buscar novas estratégias para garantir a sua posição. Este trabalho tem o objetivo de analisar o desempenho operacional das empresas aéreas brasileiras, no período de 2007 a 2010, utilizando uma abordagem que combina análise envoltória de dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) e *clusters* dinâmicos. A proposta é que grupos distintos de companhias com tamanhos semelhantes sejam utilizados cada vez que o modelo DEA-CCR clássico é rodado. Ao mesmo tempo, não se deseja que os grupos sejam mutuamente exclusivos, tal como ocorre com os *clusters* fixos. Os resultados obtidos usando essa abordagem conjunta serão comparados aos resultados do modelo DEA-BCC clássico.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados. Clusters Dinâmicos. Transporte Aéreo.

Area Principal: DEA - Análise Envoltória de Dados

ABSTRACT

Recently, the increase of the air transport sector has changed the market dynamics, leading airlines to seek new strategies to ensure their position. This article aims to analyse the operational performance of Brazilian air carriers from 2007 to 2010, by using an approach which combines DEA with dynamic clusters. The proposal is that distinct groups of airlines with similar size are used each time DEA-CCR classic model is run. At the same time, it is not desirable that the clusters are mutually exclusive as traditional fixed clusters. The results obtained with this combined approach are compared to those of DEA-BCC classic model.

Keywords: Data Envelopment Analysis. Dynamic Clusters. Air Transport.

1. INTRODUÇÃO

Desde o começo dos anos 1990, o setor de transporte aéreo brasileiro tem enfrentado transformações estruturais significativas. O setor assistiu a um processo de desregulamentação, que rompeu com a política vigente, instalada desde o final da década de 1960, na qual a estrutura e a conduta de mercado eram fortemente controladas (Oliveira, 2007). O processo teve início a partir da abolição dos monopólios regionais em 1992. Com isso, estimulou-se a entrada de novas operadoras, bem como a competição de preços, com a definição de bandas tarifárias, o que agravou a competição entre companhias. Em 2001, ocorreu a total liberalização dos preços, a flexibilização dos processos de entrada de novas empresas e de pedidos de novas linhas aéreas, frequências de voo e aviões, resultando, inclusive, na entrada da Gol Linhas Aéreas, a primeira *Low Cost Carrier* (LCC) do país, em janeiro de 2001 (Evangelho et al., 2005)

Os primeiros indícios de redução da competição ocorreram com o *code-share* entre a Varig e a TAM (Soares de Mello et al., 2009). Essa tendência se acentuou em 2006, com as dificuldades enfrentadas pela Varig, que terminou sendo comprada pela Gol. Teve início, então, uma fase de concentração do transporte aéreo com a gradual redução da competição e a instalação de um quase duopólio no setor, que perdura até hoje, em que pesem as tentativas de algumas empresas de se firmarem.

Nos últimos anos, foram realizados diversos trabalhos sobre a avaliação da eficiência das companhias aéreas brasileiras, com o emprego da Análise Envoltória de Dados (DEA, do inglês *Data Envelopment Analysis*). Em grande parte desses estudos, o modelo BCC (Banker et al., 1984) é utilizado, devido à acentuada diferença entre os tamanhos das empresas. No entanto, cada vez mais o modelo BCC é alvo de críticas o que será abordado na seção 3. Como o modelo CCR (Charnes et al., 1978) clássico não se aplica para a avaliação de empresas com tamanhos muito diferentes, uma alternativa é a utilização de agrupamentos ou *clusters*, de forma a identificar grupos de empresas com tamanhos similares.

Como o emprego das técnicas tradicionais de clusterização pode trazer algumas desvantagens, este trabalho propõe o uso de *clusters* dinâmicos (Bana e Costa et al., 2002; Po et al., 2009; Appa et al., 2010), assim denominados em oposição aos *clusters* fixos. Para comparar apenas empresas de tamanhos semelhantes, assegurando, assim, o emprego adequado do modelo CCR, a proposta é que *clusters* distintos de companhias com tamanhos semelhantes àquela em avaliação sejam utilizados, cada vez que o modelo CCR é rodado. O propósito é que, a cada rodada do modelo CCR, a empresa em análise não seja comparada a outras que sejam, significativamente, diferentes dela. Ao mesmo tempo, não se quer que os *clusters* sejam disjuntos, tal como ocorre com os agrupamentos fixos.

O objetivo deste trabalho é analisar o desempenho operacional das empresas aéreas brasileiras, no período de 2007 a 2010. Baseando-se na modelagem de Correia *et al.* (2011), avalia-se o emprego da frota de aeronaves para transporte de carga e passageiro, em território nacional e internacional. Para tanto, propõe-se a utilização do modelo que combina *clusters* dinâmicos com o modelo DEA-CCR.

Este artigo está organizado da seguinte forma: na seção 2 há uma revisão do uso de DEA em transporte aéreo. A seção 3 apresenta críticas ao modelo BCC. A seção 4 descreve a abordagem que conjuga a formação de *clusters* dinâmicos ao uso do modelo DEA-CCR. A seção 5 mostra a modelagem do problema e na seção 6 os resultados são apresentados e discutidos. Finalmente, as conclusões e sugestões para trabalhos futuros estão descritas na seção 7.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A capacidade da Análise Envoltória de Dados (Charnes et al., 1978) de lidar com problemas de múltiplos insumos e produtos, bem como a simplicidade das suposições subjacentes ao modelo, fez dela um método bastante empregado para avaliar a eficiência do setor de transporte aéreo, desde o início da década de 1990. Sem a pretensão da exaustividade, a seguir, são mencionados alguns deles.

Grande parte das aplicações de DEA ao setor de transporte aéreo tem como objetivo a avaliação de aeroportos. Os artigos mais recentes sobre este assunto são Chi-Lok e Zhang (2009) e Chang *et al.* (2013). Em relação aos aeroportos brasileiros destacam-se os artigos de Fonseca *et al.* (2010) e Pacheco, Fernandes e Santos (2006).

Estudos usando DEA sobre o ponto de vista do consumidor são encontrados em Barros *et al.* (2010) para avaliar atrasos, Lima *et al.* (2011) para avaliar o custo-benefício na compra de passagens e Soares de Mello *et al.* (2006) que analisaram o code-share da Varig-TAM.

No que tange à avaliação de companhias aéreas, Schefczyk (1993) utilizou DEA para avaliar o desempenho operacional das companhias aéreas, finalizando o estudo com uma análise dos fatores estratégicos, relativos à rentabilidade e desempenho no setor aéreo. Outra abordagem não financeira para avaliação de desempenho de companhias aéreas latino-americanas é encontrada em Charnes *et al.* (1996). Já Adler e Golany (2009) usaram um modelo que englobava aspectos financeiros e não financeiros. Estudos que utilizam DEA para analisar a eficiência da estrutura de capital das empresas do setor aéreo brasileiro são encontrados em Fernandes e Capobianco (2000), Capobianco e Fernandes (2004) e Fernandes *et al.* (2008). Com foco nos aspectos operacionais, Soares de Mello *et al.* (2003) aplicaram modelos DEA clássicos para calcular a eficiência das empresas brasileiras, em relação ao transporte aéreo de passageiros. Além disso, determinaram os *benchmarks* de cada companhia com um enfoque DEA multiobjetivo. Araújo *et al.* (1999) avaliaram o desempenho operacional das principais empresas regionais de aviação brasileiras com ênfase nos principais fatores de produção (mão de obra, capital e combustível). Silveira *et al.* (2008) avaliaram a eficiência de um pequeno grupo de companhias aéreas com uma variação do modelo MCDEA. Correia *et al.* (2011) aplicaram uma variação do modelo DEA Difuso para analisar a eficiência das empresas aéreas. A identificação de *benchmarks* e *anti-benchmarks* com o modelo DEA que leva em conta transporte de passageiros, transporte de carga, frota e pessoal foi feita por Silveira *et al.* (2012b). Com os mesmos *inputs* e *outputs*, Silveira *et al.* (2012a) adaptaram o modelo MCDEA para retornos variáveis de escala e incluíram a segmentação das empresas em clusters fixos. Tal como em outras circunstâncias (Soares de Mello et al., 2013), Silveira *et al.* (2012a) verificaram que o modelo BCC pode gerar eficiências negativas quando aplicado conjuntamente com o modelo MCDEA. No entanto, foi possível encontrar um conjunto de anos para os quais os dados não geravam esse problema, tendo sido feita a análise de companhias aéreas com a adequação do modelo MCDEA para retornos variáveis de escala.

3. CRÍTICAS AO MODELO BCC

Os modelos clássicos de análise envoltória de dados (DEA, do inglês *Data Envelopment Analysis*) determinam a eficiência de unidades produtivas, denominadas unidades tomadoras de decisão (DMUs, do inglês *decision making units*).

Em DEA, há dois modelos considerados clássicos. O primeiro modelo, originalmente proposto por Charnes *et al.* (1978) é conhecido como CCR, devido às iniciais de seus autores. O modelo CCR pressupõe retornos constantes de escala, isto é, qualquer variação nos *inputs* produz variação equiproporcional nos *outputs*, por este motivo é igualmente conhecido pela sigla CRS (do inglês, *Constant Returns to Scale*). O modelo CCR obedece à propriedade do

raio ilimitado (Lins e Angulo-Meza, 2000), que presume a proporcionalidade constante entre *inputs* e *outputs*, sendo adequado para lidar com DMUs semelhantes.

A suposição CRS do modelo CCR só é apropriada quando todas as DMUs estão operando na escala ótima. Competição imperfeita ou quaisquer tipos de restrições econômicas, financeiras ou regulatórias podem fazer com que a unidade não opere em escala ótima. Nesses casos, em abordagens DEA, comumente, tal situação é superada ao se adotar o modelo desenvolvido por Banker *et al.* (1984), que incorpora a suposição de retornos variáveis de escala, e portanto também é conhecido como VRS (do inglês, *Variable Returns to Scale*).

Frequentemente, o modelo BCC é utilizado para superar o problema da comparação de DMUs de tamanhos muito diferentes, embora não tenha sido delineado para esse fim específico. Além da aplicação nem sempre adequada do modelo BCC, é possível identificar algumas falhas fundamentais em sua formulação algébrica: comparações inapropriadas; classificação inapropriada como unidades eficientes; problemas nos retornos de escala; e eficiências negativas implícitas nos modelos matemáticos.

Com relação às comparações inadequadas, devido à restrição de convexidade, o modelo BCC não permite que múltiplos de DMUs sejam usados como referências. No entanto, qualquer fração de uma DMU, independente de quão pequena seja, pode ser utilizada na formação de um *benchmark*, o que pode levar à comparação de uma DMU com frações de outras DMUs muito maiores. Também dependendo da orientação uma DMU pode ser comparada com uma DMU muito pequena ou com DMUs muito grandes.

Quanto à classificação inadequada de DMUs como eficientes, cabe ressaltar que no modelo BCC se uma DMU é a única a utilizar a menor quantidade de um determinado *input* ou a única produzindo a maior quantidade de certo *output*, ela será declarada eficiente. Essa DMU é chamada de eficiente por *default* ou eficiente à partida (Soares de Mello et al., 2005).

Ainda há críticas sobre a real existência dos retornos crescentes e decrescentes de escala do modelo BCC (Soares de Mello et al., 2008).

Outro problema do modelo BCC é que as suas restrições não garantem as propriedades desejadas para uma eficiência. De fato, no modelo BCC existem valores negativos para as eficiências que normalmente não são aparentes. No entanto, esses valores negativos podem aparecer em situações como a Avaliação Cruzada (Soares de Mello et al., 2013) ou projeções não radiais (Gomes Junior et al., 2013).

Em decorrência dos motivos acima elencados, este artigo propõe o uso de uma abordagem híbrida, introduzida por Bana e Costa (2002), Po et al (2009), Appa et al (2010), que combina a técnica denominada *clusters* dinâmicos, ao modelo DEA-CCR, para a análise da eficiência das companhias aéreas brasileiras, de forma a evitar a utilização controversa do modelo DEA-BCC.

4. DEA E CLUSTERS DINÂMICOS

Os modelos DEA têm se mostrado adequados para a análise de eficiência de séries de unidades de produção em termos de múltiplos *inputs* (insumos, recursos) e *outputs* (produtos). Tais unidades de produção são, geralmente, referidas como unidades tomadoras de decisão ou, simplesmente, DMUs (do inglês, *Decision Making Units*). A eficiência relativa é calculada para cada DMU, comparando seus dados de *inputs* e *outputs* com todas as outras DMUs. O resultado é a construção de uma superfície envelope ou fronteira Pareto-eficiente. As DMUs que repousam sobre a superfície determinam o envelope e são consideradas eficientes, enquanto as outras são consideradas ineficientes.

Como não é apropriado supor as empresas aéreas brasileiras estão em escalas semelhantes, neste estudo, será utilizada uma abordagem híbrida que combina a técnica de *clusters* dinâmicos com a metodologia DEA, mais especificamente o modelo CCR, evitando, assim, o uso controverso do modelo BCC.

A utilização do modelo CCR pressupõe retornos constantes de escala e o axioma do raio ilimitado (Lins e Angulo-Meza, 2000), devido à condição de proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*, ou seja, só podem ser comparadas empresas atuando em condições semelhantes de operação e escala. Logo, como o modelo CCR clássico não se aplica para a avaliação de DMUs com tamanhos muito diferentes, uma alternativa é o emprego de técnicas de *clusters*, de modo a identificar grupos de DMUs com tamanhos similares.

Sempre que se fala em *clusters*, pensa-se a divisão dos dados em conjuntos disjuntos dois a dois (*clusters* fixos), heterogêneos entre si, mas internamente homogêneos. Na aplicação feita neste trabalho, os termos heterogêneo e homogêneo referem-se exclusivamente ao tamanho das DMUs e, portanto, a heterogeneidade não invalida a aplicação de DEA. De modo geral, abordagens que combinam DEA e a clusterização clássica, criam agrupamentos fixos, que são reunidos segundo critérios estruturais ou ambientais, para, posteriormente, aplicar-se o modelo DEA com retornos constantes de escala.

No entanto, quando o objetivo é calcular medidas de eficiência, o emprego da clusterização clássica tem sido questionado por apresentar algumas desvantagens. Uma delas é que, embora uma empresa (DMU) possa ser similar a outras empresas pertencentes ao seu *cluster*, é possível que existam empresas em outros *clusters* fixos semelhantes a ela, e que, portanto, também deveriam ser consideradas no cálculo de sua eficiência técnica. De fato, duas empresas localizadas em extremos opostos do mesmo *cluster* podem guardar uma distância euclidiana maior entre si do que com outras empresas de outros *clusters*.

Adicionalmente, o número de empresas em alguns dos *clusters* fixos pode ser pequeno demais para permitir uma comparação significativa entre as respectivas eficiências. Isso porque, em abordagens DEA clássicas, para obter-se resultados confiáveis, a quantidade de DMUs deve ser, no mínimo, igual a três vezes o número total de variáveis (*inputs* e *outputs*), conforme resultados empíricos apresentados em Banker *et al.* (1989). Outra crítica aos *clusters* fixos é a impossibilidade de se comparar todas as DMUs entre si, embora existam estudos para comparar DMUs de *clusters* distintos (Gomes *et al.*, 2012). Por outro lado, usando *clusters* dinâmicos, desde que nenhum *cluster* seja disjunto em relação a todos os outros, essa comparação é possível de ser feita, ainda que de forma indireta.

O estudo da forma de superar os problemas anteriormente descritos é parte integrante dos trabalhos de Bana e Costa *et al.* (2002), Po *et al.* (2009) e Appa *et al.* (2010) que discutem a escolha dos retornos de escala para o modelo DEA. Nesses trabalhos os autores demonstram as vantagens do uso de retornos constantes de escala, conjugado com a criação de *clusters* dinâmicos. Eles propõem que, para medir a eficiência usando um modelo DEA-CCR, seja formado um *cluster* de DMUs similares para cada DMU em avaliação. Desta forma a DMU em avaliação não é comparada com outras que estejam em condições significativamente diferentes e sim com DMUs similares. Ao se usar os *clusters* dinâmicos com o modelo DEA-CCR, embora o axioma do raio ilimitado não seja verificado rigorosamente, ele é verificado de forma aproximada.

Para a formação dos n *clusters* dinâmicos (igual ao número total de DMUs), basta definir um critério de similaridade que selecione as DMUs na vizinhança da DMU_0 (DMU em avaliação). É importante ressaltar que as DMUs podem ter possibilidade de pertencer a mais de um *cluster* ao mesmo tempo para evitar a formação de *clusters* disjuntos. Note-se que uma DMU_k pode pertencer ao *cluster* dinâmico (DC, do inglês *dynamic cluster*) da DMU_0 , mas isso não implica, necessariamente, que a DMU_0 também tenha que pertencer ao DC da DMU_k .

Uma vez que o *cluster* dinâmico para a DMU_0 esteja formado, o modelo DEA-CCR proposto é então aplicado ao DC_0 , a fim de determinar a eficiência da DMU_0 .

Para fazer *clusters* dinâmicos existem várias possibilidades. Em primeiro lugar nota-se que é possível criar *clusters* usando um só critério ou vários critérios. Também é possível determinar o tamanho dos *clusters* de pelo menos duas formas distintas: fixando um número mínimo de DMUs em cada *cluster* ou fixando a distância máxima em relação à DMU central

do *cluster* (DMU_0). Neste trabalho, será adotada a primeira alternativa por evitar que se formem *clusters* com número insuficiente de DMUs para a aplicação de DEA. Nota-se que embora seja calculada a eficiência de todas as DMUs do *cluster*, somente é considerada a eficiência da DMU_0 de cada DC.

5. MODELAGEM

Este estudo visa avaliar o desempenho operacional das companhias aéreas brasileiras, quanto ao emprego da frota para transporte de carga e passageiro, em território nacional e internacional. A otimização da frota evita a ociosidade das aeronaves, sendo um dos fatores que contribuem para a redução de custos operacionais e, conseqüentemente, para o aumento do lucro da empresa.

Desse modo, como *input* do modelo (recursos utilizados por cada companhia para operacionalização do serviço), considerou-se o principal bem de capital dessas empresas: as aeronaves. Porém, como as aeronaves usadas são de modelos distintos, e, conseqüentemente, têm capacidades de transporte diferentes, utilizou-se como *input* o peso máximo de decolagem de cada companhia, conforme proposto por Correia *et al.* (2011). Aqui, o peso máximo de decolagem representa a soma dos pesos máximos de decolagem de todas as aeronaves da companhia. Logo, essa variável considera, simultaneamente, o número de aviões e a capacidade destas aeronaves.

O serviço oferecido pelas empresas aéreas é o transporte de passageiros e carga. Logo os outputs do modelo devem estar vinculados a essas duas variáveis. Assim, selecionaram-se como *outputs* o número de passageiros utilizados vezes quilômetro voado (Pax.km) e toneladas utilizadas vezes quilômetro voado (Ton.km).

A modelagem adotada neste artigo mede a capacidade de uma empresa usar, de forma eficiente, a frota que possui, ou seja, sua habilidade em fazer com que suas aeronaves voem muito, com alta ocupação e percorrendo grandes distâncias. A orientação a *input* foi utilizada para avaliar as empresas que têm capacidade de reduzir sua frota, sem acarretar prejuízos ao total transportado.

O período escolhido para a análise das companhias aéreas brasileiras foi de 2007 a 2010. Os dados foram extraídos dos Anuários Estatísticos do Transporte Aéreo, disponíveis no sítio da Agência Nacional de Aviação Civil (ANAC, 2007, 2008, 2009, 2010). As DMUs do modelo consistem das companhias aéreas regulares de transporte de carga e passageiros, considerando que a mesma companhia em anos diferentes é uma DMU diferente. Essa é uma das formas de aumentar o número de DMUs, sugerida por Podinovsky e Thanassoulis (2007) e utilizada para análises temporais, tal como em Soares de Mello *et al.* (2003), dentre outros.

O início em 2007 deve-se ao fato de ser o ano subsequente à grave crise no setor de transporte aéreo nacional, ocorrida em 2006, causada, principalmente, pela falência da companhia aérea líder do mercado (a Varig), pela queda do avião da empresa Gol e pelos problemas decorrentes da falta de investimentos em infraestrutura de controle de tráfego aéreo. Assim, para haver maior consistência nos dados, optou-se por analisar anos com características semelhantes. Até o encerramento deste artigo, os dados referentes a 2011 ainda não haviam sido disponibilizados no sítio da ANAC.

De modo a validar a aplicação sequencial do modelo DEA-CCR combinado aos *clusters* dinâmicos na análise da eficiência das companhias aéreas brasileiras, para a formação dos *clusters* será utilizado um critério unidimensional na formação, baseado nas distâncias euclidianas calculadas em relação à variável de *input* do nosso modelo, o peso máximo de decolagem da frota de cada empresa.

A fim de evitar *clusters* muito pequenos, bem como atender à regra empírica de Banker *et al.* (1989), definiu-se um número mínimo de DMUs em cada *cluster*, maior ou igual que três vezes o número de variáveis do modelo, isto é, nove DMUs. O critério escolhido para a

formação do cluster é o valor do input. Assim as nove DMUs com o input mais próximo do input da DMU₀ formam o DC₀. Em caso de empate envolvendo a nona DMU mais distante da dmu₀, todas as DMUs empatadas com a nona farão parte do DC. Observa-se que mesmo tendo definido o DC com nove DMUs, é possível que hajam DCs com mais de nove DMUs.

6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

A metodologia proposta foi aplicada às 88 DMUs que representam as empresas brasileiras de transporte aéreo regular, com movimentação de carga e passageiros, no período de 2007 a 2010. É importante destacar que os dados de frota das empresas Azul, Skymaster e Varig Log não constam do anuário de 2008, embora a Azul tenha começado a operar em dezembro e as empresas Skymaster e Varig Log tenham divulgado seus resultados de transporte de carga para o mesmo ano. Os dados de frota da Cruiser não constam do anuário de 2009, apesar de a empresa ter divulgado seus resultados de transporte de passageiros e carga para o ano. Os dados de frota das empresas Air Minas, Beta e TAF não foram disponibilizados no anuário de 2010. A Air Minas divulgou seus resultados de transporte de passageiros e carga entre janeiro e maio de 2010, ocasião em que suspendeu suas operações. A Beta divulgou seus resultados até o mês julho de 2010, e a TAF apresentou seu volume de transporte de carga apenas para o mês de janeiro do mesmo ano. A não divulgação dos dados de frota, a despeito das operações durante o ano, impossibilitou a inclusão das referidas companhias aéreas no estudo nos respectivos anos. A distribuição de frequência para os tamanhos dos clusters é apresentada na Tabela 1.

Tabela 1. Distribuição de frequência dos tamanhos dos *clusters* dinâmicos

Número de DMUs do DC	Frequência absoluta	Frequência relativa
9	65	73,86%
10	19	21,59%
11	3	3,41%
13	1	1,14%
Total	88	100,00%

Definidos os 88 DCs, aplicou-se o modelo DEA-CCR a cada DC, obtendo-se a eficiência de cada DMU central com o *software* SIAD – Sistema Integrado de Apoio à Decisão, de Angulo-Meza *et al.* (2005). A Tabela 2 apresenta os escores de eficiência das companhias aéreas. Nesta tabela são apresentados os resultados da modelagem descrita anteriormente, usando o modelo DEA-CCR e *clusters* dinâmicos, e para efeitos de comparação com o resultado do modelo clássico DEA-BCC. Nesta tabela, estão destacadas em vermelho as DMUs eficientes em alguns dos métodos.

Na modelagem proposta a quantidade de DMUs eficientes é maior que no modelo DEA-BCC, pois no cálculo da eficiência, embora se utilize o modelo CCR, ele é aplicado, separadamente, a conjuntos menores de DMUs.

Observa-se que com o enfoque proposto foram identificadas 20 DMUs eficientes (22,73%), dentre as 88 analisadas. Por outro lado, ao se optar pelo uso do modelo BCC clássico, adequado para analisar DMUs que operam sob retornos variáveis de escala, apenas seis companhias aéreas (6,82%) seriam consideradas eficientes.

Tabela 2. Escores de eficiência das companhias aéreas brasileiras – 2007 a 2010.

k	Cia/Ano	BCC	CCR cluster	k	Cia/Ano	BCC	CCR cluster	k	Cia/Ano	BCC	CCR cluster
1	Mega_09	1,000	1,000	31	NHT_08	0,108	0,282	61	Master Top_09	0,181	0,243
2	Mega_08	0,955	0,639	32	Air Minas_09	0,159	0,686	62	Total_07	0,100	0,135
3	Mega_07	0,758	0,835	33	Passaredo_08	0,162	0,503	63	ABSA_10	0,821	1,000
4	Sol_10	0,555	1,000	34	Rico_07	0,282	1,000	64	ABSA_09	0,620	0,855
5	Sol_09	0,509	0,540	35	Pantanal_09	0,311	0,951	65	Total_10	0,119	0,194
6	Abaete_10	0,319	0,503	36	Puma Air_10	0,323	1,000	66	Trip_09	0,404	0,476
7	Abaete_09	0,311	0,435	37	Pantanal_08	0,102	0,306	67	Beta_09	0,072	0,094
8	Abaete_08	0,255	0,370	38	Pantanal_07	0,115	0,358	68	Webjet_08	0,194	0,263
9	Abaete_07	0,251	0,664	39	Passaredo_09	0,438	1,000	69	Avianca_09	0,635	0,757
10	Noar_10	0,340	1,000	40	Rico_08	0,047	0,083	70	Azul_09	0,863	1,000
11	Team_09	0,305	0,712	41	Rico_09	0,025	0,017	71	Master Top_10	0,187	0,730
12	Team_08	0,215	0,407	42	Webjet_07	0,214	0,530	72	Avianca_10	0,614	0,783
13	Team_10	0,198	0,392	43	Rico_10	0,017	0,002	73	Oceanair_08	0,171	0,670
14	Sete_08	0,189	1,000	44	TAF_09	0,219	0,541	74	Trip_10	0,454	0,510
15	Sete_07	0,181	0,866	45	Master Top_08	0,387	1,000	75	Webjet_09	0,605	0,692
16	Team_07	0,143	0,247	46	Master Top_07	0,260	0,662	76	Oceanair_07	0,101	0,364
17	Sete_09	0,281	0,610	47	Passaredo_10	0,475	1,000	77	Azul_10	0,944	1,000
18	Puma Air_09	0,108	0,002	48	Skymaster_07	0,060	0,051	78	Webjet_10	0,874	0,974
19	Puma Air_08	0,113	0,115	49	Pantanal_10	0,230	0,476	79	Varig Log_07	0,423	0,943
20	NHT_07	0,138	0,300	50	ABSA_08	1,000	1,000	80	VRG_07	0,202	0,471
21	Puma Air_07	0,134	0,269	51	ABSA_07	0,901	0,900	81	Gol_07	1,000	1,000
22	Meta_09	0,304	1,000	52	Trip_08	0,144	0,139	82	VRG_08	0,288	0,322
23	Meta_08	0,230	1,000	53	Mega_10	0,009	0,001	83	Gol/VRG_09	0,860	0,860
24	Meta_07	0,184	0,671	54	TAF_07	0,007	0,298	84	Gol/VRG_10	1,000	1,000
25	Air Minas_08	0,143	0,401	55	Rio_10	0,072	0,351	85	TAM_07	0,944	0,813
26	Sete_10	0,278	0,797	56	TAF_08	0,111	0,556	86	TAM_08	1,000	0,840
27	Air Minas_07	0,122	0,270	57	Varig Log_10	0,157	0,798	87	TAM_09	0,943	0,946
28	Passaredo_07	0,211	0,977	58	Varig Log_09	0,194	1,000	88	TAM_10	1,000	1,000
29	NHT_10	0,154	0,385	59	Total_09	0,132	1,000				
30	NHT_09	0,191	0,570	60	Total_08	0,092	0,121				

De modo geral, no modelo DEA-CCR com *clusters* dinâmicos, as DMUs obtiveram escores de eficiência superiores aos obtidos com a modelagem DEA-BCC clássica. As exceções são: Rico e Mega, em 2010; Puma Air e Rico, em 2009; Trip e TAM, em 2008; e ABSA, em 2007. Especificamente, a TAM no ano de 2008, é a única DMU que é classificada como eficiente na modelagem BCC e passa a ser ineficiente quando se utiliza a clusterização combinada ao modelo CCR.

Das seis DMUs eficientes sob o modelo DEA-BCC clássico, nota-se que a Mega, no ano de 2009, foi eficiente por ter o menor nível de *input*, sendo, portanto, uma DMU eficiente por *default*. As outras DMUs referem-se a alguns anos de operação das empresas Gol e TAM, que são as de maior porte do mercado brasileiro, além da ABSA, que é a de maior porte no transporte exclusivo de carga. Dentre elas, a TAM, no ano de 2010, foi eficiente por ter o maior valor tanto no *output* 1 (nº de passageiros utilizados por quilômetro) quanto no *output* 2 (toneladas utilizadas por quilômetro), sendo, portanto, também uma DMU eficiente por *default*. Cabe ressaltar que as mesmas DMUs eficientes por default no modelo DEA-BCC também foram eficientes na abordagem proposta. Assim, pode-se considerar que as DMUs eficientes por *default* são verdadeiramente eficientes, neste caso.

7. CONCLUSÕES

O presente estudo proporcionou a avaliação do desempenho operacional das companhias aéreas brasileiras sob uma nova ótica, na qual o modelo original DEA-CCR, foi utilizado de forma conjugada com a técnica de *clusters* dinâmicos.

A análise crítica do modelo DEA-BCC levou à utilização da formulação DEA-CCR com *clusters* dinâmicos, a fim de evitar a comparação de empresas aéreas de tamanhos significativamente diferentes, mas permitindo que empresas de portes similares fossem comparadas umas com as outras. O uso de *clusters* dinâmicos, em detrimento de *clusters* fixos, apresentou como vantagem o fato de que os agrupamentos dinâmicos não são mutuamente disjuntos, o que faz com que todas as DMUs sejam comparadas entre si ainda que de forma indireta.

Combinados ao modelo DEA-CCR, o uso de agrupamentos dinâmicos contribuiu para melhorar a discriminação entre as companhias aéreas de tamanhos diferentes, possibilitando que empresas de pequeno e médio porte, pudessem ser mais bem avaliadas, ao compará-las apenas com aquelas mais semelhantes, o que tornou possível identificar as melhores práticas dentro de cada segmento.

É importante ressaltar que outros modelos que aparentemente poderiam ser usados apresentam sérias desvantagens. Um dos modelos mais usualmente referenciados é do modelo de variáveis categóricas (Banker e Morey, 1986). Este modelo faz uma clusterização implícita das DMUs e considera apenas variáveis ambientais, comparando cada DMU apenas com as que operam em ambientes piores. O modelo de cluster dinâmico pode trabalhar tanto com variáveis ambientais como com variáveis de tamanho e não implica nenhum julgamento de ambientes piores e melhores, mas apenas similares. Além disso, o modelo de *clusters* dinâmicos, como trabalha também com variáveis relativas a tamanho, pode ser usado para evitar as desvantagens do modelo BCC, o que é impossível de se fazer com o modelo de variáveis categóricas. O modelo de variáveis categóricas tem ainda outras limitações como mostrado em Silveira et al (2012b).

Com uso do modelo de *clusters* dinâmicos empresas de pequeno e médio porte, tais como a Sol e a Noar, no ano de 2010, e a Meta, nos anos 2008 e 2007, puderam ser avaliadas adequadamente, sendo comparadas a suas afins, o que tornou possível identificar as melhores práticas dentro do segmento ao qual pertencem.

Uma possível extensão deste trabalho seria incluir a aplicação de princípios de conjuntos nebulosos, metodologia recomendada para lidar com a má qualidade dos dados disponíveis no setor aéreo brasileiro, tal como realizado em Correia *et al.* (2011).

Ainda em trabalhos futuros, pretende-se estudar a coerência das eficiências e dos *benchmarks* obtidos.

8. AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao CNPq e à FAPERJ pelo apoio financeiro.

9. REFERÊNCIAS

- ANAC. Anuários estatísticos do transporte aéreo 2007 [cited março de 2013. Available from <http://www.anac.gov.br/>.
- ANAC. Anuários estatísticos do transporte aéreo 2008 [cited março de 2013. Available from <http://www.anac.gov.br/>.
- ANAC. Anuários estatísticos do transporte aéreo 2009 [cited março de 2013. Available from <http://www.anac.gov.br/>.

- ANAC. Anuários estatísticos do transporte aéreo 2010 [cited março de 2013. Available from <http://www.anac.gov.br/>.
- Angulo-Meza, L., Biondi Neto, L., Soares de Mello, J. C. C. B., e Gomes, E. G. (2005). Isyds - integrated system for decision support (siad sistema integrado de apoio a decisão): A software package for data envelopment analysis model. *Pesquisa Operacional*, 25 (3), 493-503.
- Appa, G., Bana e Costa, C. A., Chagas, M. P., Ferreira, F. C., e Soares, J. O. (2010). Dea in x-factor evaluation for the brazilian electricity distribution industry. In Working Paper LSEOR 12-121: London School of Economics, U.K., 44.
- Appa, G., e Yue, M. (1999). On setting scale efficient targets in dea. *Journal of the Operational Research Society*, 50 (1), 60-69.
- Bana e Costa, C. A., Ferreira, F. C., Chagas, M. P., e Appa, G. (2002). Metodologia de análise de desempenho operacional de concessionárias de distribuição de energia elétrica - relatório final. Rio de Janeiro: Fundação Padre Manuel França, PUC,.
- Banker, R. D., Charnes, A., e Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30 (9), 1078-1092.
- Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W., Swarts, J., e Thomas, D. (1989). An introduction to data envelopment analysis with some models and their uses. *Research in Governmental and Non-Profit Accounting*, 5, 125-163.
- Banker, R. D., e Morey, R. C. (1986). Use of categorical variables in data envelopment analysis. *Management Science*, 32 (12), 1613-1627.
- Barros, T. D., Ramos, T. G., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2010). Avaliação dos atrasos em transporte aéreo com um modelo dea. *Produção*, 20 (4), 601-611.
- Capobianco, H. M. P., e Fernandes, E. (2004). Capital structure in the world airline industry. *Transportation Research Part a-Policy and Practice*, 38 (6), 421-434.
- Chang, Y., Yu, M., e Chen, P. (2013). Evaluating the performance of chinese airports. *Journal of Air Transport Management*, DOI: 10.1016/j.jairtraman.2012.11.002.
- Charnes, A., Cooper, W. W., e Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- Charnes, A., Gallegos, A., e Li, H. (1996). Robustly efficient parametric frontiers via multiplicative dea for domestic and international operations of the latin american airline industry. *European Journal of Operational Research*, 88 (3), 525-536.
- Chi-Lok, A. Y., e Zhang, A. (2009). Effects of competition and policy changes on chinese airport productivity: An empirical investigation. *Journal of Air Transport Management*, 15 (4), 166-174.
- Correia, T. C. V. D., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2011). Eficiência técnica das companhias aéreas brasileiras: Um estudo com análise envoltória de dados e conjuntos nebulosos. *Produção*, 21 (4), 676-683.
- Evangelho, F., Huse, C., e Linhares, A. (2005). Market entry of a low cost airline and impacts on the brazilian business travelers. *Journal of Air Transport Management*, 11 (2), 99-105.
- Fernandes, E., e Capobianco, H. M. P. (2000). Eficiência e estratégia financeira de empresas de aviação: Uma comparação internacional. In *Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente de apoio à decisão*, edited by Estellita Lins, M. P. e Angulo Meza, L. Rio de Janeiro, 85-102.
- Fernandes, E., Pires, H. M., Lins, M. P. E., e Silva, A. C. M. (2008). Financial performance of air transport companies: An analysis of the non-pareto-efficient space in data envelopment analysis. Paper read at WIT Transactions on Information and Communication Technologies.
- Fonseca, A. B. d. M., Soares de Mello, J. C. C. B., Gomes, E. G., e Angulo-Meza, L. (2010). Uniformization of frontiers in non-radial zsg-dea models: An application to airport revenues. *Pesquisa Operacional*, 30 (1), 175-193.
- Gomes, E. G., Soares de Mello, J. C. C. B., e Freitas, A. C. R. (2012). Efficiency measures for a non-homogeneous group of family farmers. *Pesquisa Operacional*, 32 (3), 561-574.
- Gomes Junior, S. F., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2013). Dea nonradial efficiency based on vector properties. *International Transactions in Operational Research*, 20 (3), 341-364.
- Lima, V. S., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2011). Cost-benefit analysis in selected air trips using a non parametric method. *African Journal of Business Management*, 5 (21), 9678-9685.
- Lins, M. P. E., e Angulo-Meza, L. (2000). *Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente de apoio à decisão*. Rio de Janeiro: Editora da COPPE/UFRJ.

- Oliveira, A. V. M. (2007). A experiência brasileira na desregulamentação do transporte aéreo: Um balanço e propositura de diretrizes para novas políticas. *Seae/mf. Documento de trabalho* (5).
- Pacheco, R. R., Fernandes, E., e Santos, M. P. D. (2006). Management style and airport performance in brazil. *Journal of Air Transport Management*, 12 (6), 324-330.
- Po, R. W., Guh, Y. Y., e Yang, M. S. (2009). A new clustering approach using data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 199 (1), 276-284.
- Podinovski, V. V., e Thanassoulis, E. (2007). Improving discrimination in data envelopment analysis: Some practical suggestions. *Journal of Productivity Analysis*, 28 (1-2), 117-126.
- Schefczyk, M. (1993). Operational performance of airlines: An extension of traditional measurement paradigms. *Strategic Management Journal*, 14, 301-317.
- Silveira, J. Q., Pereira, E. R., Correia, T. C. V. D., Soares de Mello, J. C. C. B., Climaco, J. C. N., e Angulo-Meza, L. (2008). Avaliação da eficiência das companhias aéreas brasileiras com uma variação do modelo de li e reeves. *Engevista*, 10 (2), 145-155.
- Silveira, J. Q., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2012a). Evaluación de la eficiencia de las compañías aéreas brasileñas a través de un modelo híbrido de análisis envolvente de datos (dea) y programación lineal multiobjetivo. *Ingeniare*, 20 (3), 331-342.
- Silveira, J. Q., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2012b). Identificação de benchmarks e anti-benchmarks para companhias aéreas usando modelos dea e fronteira invertida. *Produção*, 22 (4), 788-795.
- Soares de Mello, J. C. C. B., Angulo-Meza, L., Gomes, E. G., e Biondi Neto, L. (2005). Curso de análise de envoltória de dados. In *Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional*, at Gramado.
- Soares de Mello, J. C. C. B., Angulo-Meza, L., Gomes, E. G., e Biondi Neto, L. (2006). Evaluación de la concentración en una ruta aérea brasilera con modelo dea y frontera invertida. *Revista de la Facultad de Ingeniería. Universidad de Tarapacá*, 14 (1), 64-71.
- Soares de Mello, J. C. C. B., Angulo-Meza, L., Gomes, E. G., e Biondi Neto, L. (2008). Alguns paradoxos em modelos dea-bcc: Eficiências negativas e inexistência de retornos de escala. Paper read at XXVIII ENEGEP, at Rio de Janeiro.
- Soares de Mello, J. C. C. B., Angulo-Meza, L., Gomes, E. G., Serapião, B. P., e Lins, M. P. E. (2003). Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. *Pesquisa Operacional*, 23 (2), 325-345.
- Soares de Mello, J. C. C. B., Angulo Meza, L., Silveira, J. Q., e Gomes, E. G. (2013). About negative efficiencies in cross evaluation bcc input oriented models. *European Journal of Operational Research*, 229 (3), 732-737.
- Soares de Mello, P. H. C., Soares de Mello, J. C. C. B., e Angulo-Meza, L. (2009). Misunderstandings due to a codeshare between two brazilian airlines in rio de janeiro international airport. *Rio's International Journal on sciences of industrial and systems engineering and management*, 3 (1), 2.