

USO DE DEA E TÉCNICAS DE AGRUPAMENTO NA AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DE OPERADORES LOGÍSTICOS – ESTUDO DE CASO NA ENTREGA DOMICILIAR DE JORNAIS

Luiz Cesar Nanci

Luis Felipe Aragão de Castro Senra

Programa de Mestrado em Engenharia de Produção
Universidade Federal Fluminense

João Carlos Correia Baptista Soares de Mello

Departamento de Engenharia de Produção
Universidade Federal Fluminense

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo avaliar a eficiência de operadores logísticos na distribuição domiciliar de jornais utilizando a metodologia Análise Envoltória de Dados (DEA), que permite o uso de múltiplas variáveis de *inputs* e *outputs*. Aplicou-se restrições aos pesos com o objetivo de considerar todas as variáveis na composição da eficiência. Os operadores logísticos foram subdivididos em suas áreas de atuação, que foram classificadas em cinco grupos, com o uso de técnicas de agrupamento. Uma nova avaliação DEA foi realizada para obter as eficiências nas áreas de entrega, que compuseram um índice final comparativo de desempenho entre os operadores logísticos. O estudo indicou que algumas características geográficas e sócio-econômicas alteram os padrões de operação e influenciam diretamente a eficiência dos operadores logísticos, que, portanto, devem ser avaliadas em grupos homogêneos.

Palavras-chave: DEA, Restrição aos Pesos, Desempenho de Operadores Logísticos.

ABSTRACT

The objective of this work was to evaluate the efficiency of third party logistics in the newspaper home delivery activity, through Data Envelopment Analysis, using multiple *inputs* and *outputs*. Weight restrictions were used to consider all *inputs* and *outputs* in the composition of the efficiency score. The 3PLs were divided into their delivery areas, which were classified in five groups using Cluster Analysis techniques. A new DEA evaluation was applied to obtain the efficiency score of the delivery areas, which composed a final performance indicator, comparable among 3PLs. The results indicated that some geographic and economical aspects of the delivery areas can modify operation standards and have strong impacts on the efficiency of the 3PLs, then suggesting that they may be evaluated in homogeneous groups.

Key-words: Data Envelopment Analysis, weight restrictions, third party logistics performance.

1. INTRODUÇÃO

A atividade de entrega domiciliar de jornais é um caso particular de distribuição física de produtos, com alto volume, baixa variedade e frequência diária de entregas. Além disso, a janela de tempo da operação é restrita a intervalos inferiores a cinco horas. Tamanha particularidade exige especialização, com o objetivo de aumentar a eficiência do serviço e alcançar um volume de distribuição cada vez maior, sem comprometer a qualidade exigida pelos clientes.

A tendência de terceirização dos serviços logísticos mostra-se presente na indústria brasileira de jornais há mais de dez anos, quando os altos custos envolvidos com a operação de entrega domiciliar não justificavam mais a manutenção do serviço na estrutura das empresas de comunicação. Surgem assim os Operadores Logísticos, empresas especializadas em prover serviços logísticos de forma especializada ou integrada.

Neste trabalho, utilizou-se Análise Envoltória de Dados, ou simplesmente, DEA (*Data Envelopment Analysis*), para avaliar a eficiência de operadores logísticos na distribuição domiciliar de jornais, através de um estudo de caso de uma grande empresa de comunicação

do país. Uma análise DEA destes operadores permitiu conhecer melhor a atividade e identificar os *benchmarks*, ou seja, as empresas que possuem as melhores práticas na entrega domiciliar. Com este estudo, ações de campo como, por exemplo, mapeamento de processos e elaboração de manuais operacionais, podem ser realizadas sem que haja desperdício de tempo e recursos humanos, cada vez mais escassos nas organizações. Como consequência do problema real abordado, foram usadas técnicas de análise de agrupamentos, com o objetivo de avaliar DMUs (*Decision Making Units*) heterogêneas entre si, e fortemente influenciadas por fatores geográficos das áreas de entrega.

2. METODOLOGIA DEA

A Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) é uma metodologia que usa programação linear para avaliação de eficiências comparativas de Unidades de Tomada de Decisão (*Decision Making Unit* – DMU). A eficiência relativa de uma DMU é definida como a razão da soma ponderada de produtos (*outputs*) pela soma ponderada de insumos necessários para gerá-los (*inputs*). Os pesos usados nas ponderações são obtidos através de um programa de programação fracionária que atribui a cada DMU os pesos que maximizam a sua eficiência. Seu uso é de particular interesse quando se deseja determinar a eficiência de unidades produtivas onde não seja relevante ou não se deseja considerar somente o aspecto financeiro (Gomes *et al.*, 2001).

Há dois modelos DEA clássicos: CCR e BCC. O modelo CCR (também conhecido como CRS ou *constant returns to scale*), trabalha com retornos constantes de escala (Charnes *et al.*, 1978). Em sua formulação matemática considera-se que cada DMU k ($k = 1, 2, \dots, s$) é uma unidade de produção que utiliza n *inputs* x_{ik} , $i = 1, 2, \dots, n$, para produzir m *outputs* y_{jk} , $j = 1, 2, \dots, m$. Esse modelo maximiza o quociente entre a combinação linear dos *outputs* e a combinação linear dos *inputs*, com restrição de que para qualquer DMU esse quociente não seja maior que 1. Com alguns artifícios matemáticos, este modelo é linearizado, transformando-se no problema de programação linear apresentado em (1), onde h_o é a eficiência da DMU o em análise; x_{io} e y_{io} são os *inputs* e *outputs*, da DMU o ; v_i e u_j são os pesos calculados pelo modelo para os *inputs* e *outputs*, respectivamente.

$$\begin{aligned} \max h_o &= \sum_{j=1}^m u_j y_{jo} \\ \text{sujeito a} \\ \sum_{i=1}^n v_i x_{io} &= 1 \\ \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} &\leq 0, \quad k = 1, \dots, s \\ u_j, v_i &\geq 0 \quad \forall i, j \end{aligned} \tag{1}$$

O modelo BCC (Banker *et al.*, 1984) também chamado de VRS (*variable returns to scale*), considera situações de eficiência de produção com variação de escala e não assume proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*. O modelo BCC não será utilizado neste trabalho.

2.1 Restrições aos Pesos em DEA

Os modelos DEA clássicos permitem total liberdade em relação à seleção dos pesos que darão o máximo valor de eficiência a determinada DMU. Essa liberdade é importante na identificação das unidades ineficientes, ou seja, aquelas DMUs que apresentam um baixo

desempenho, inclusive com seu próprio conjunto de multiplicadores. A flexibilidade (com base no PPL – Problema de Programação Linear) na escolha dos pesos é uma das vantagens apontadas à modelagem por DEA. No entanto, os pesos calculados podem ser inconsistentes com os conhecimentos que se tem em relação aos valores relativos de *inputs* e *outputs*. Assim, a incorporação de julgamentos de valor no cálculo das eficiências surge como uma evolução natural das aplicações de DEA a problemas reais.

A incorporação de julgamentos de valor através de restrições aos pesos pode ser dividida em três grupos de métodos (Lins e Angulo-Meza, 2000): restrições diretas sobre os multiplicadores; ajuste dos níveis de *input-output* observados para a captura de julgamentos de valor; restrição a *inputs* e *outputs* virtuais. Gonçalves (2003) apresenta uma técnica alternativa, que simula restrições aos pesos através da inserção de DMUs artificiais.

Nas restrições diretas sobre os pesos, enfoque desenvolvido por Dyson e Thanassoulis (1988) e generalizado por Roll e Golany (1991), são impostos limites numéricos aos multiplicadores com o objetivo de não superestimar ou ignorar *inputs* e *outputs* na análise. Esse tipo de restrição pode levar à inviabilidade do PPL, já que estabelecer um limite superior ao peso de um *input* implica em um limite inferior no *input* virtual do restante das variáveis. Lins e Moreira (2001) discutem em que condições as restrições aos pesos não tornam o PPL inviável.

O método de Regiões de Segurança – *Assurance Region Method* (AR) – desenvolvido por Thompson et al. (1990), é bastante sensível às unidades utilizadas para os *inputs* e *outputs*. Exige profundo conhecimento das variáveis e vasta coleta de opiniões de especialistas, o que torna sua aplicação um processo complicado e demorado.

2.1.1 Restrições aos Inputs e Outputs virtuais

Esse tipo de restrição aos pesos dos multiplicadores considera os níveis de *inputs* e *outputs* das DMUs, ao incluir somente os *inputs* e *outputs* que contribuem significativamente aos custos totais ou benefícios de uma unidade. Wong e Beasley (1990) propuseram esse tipo de restrição, que ao invés de restringir os valores dos pesos, limita a proporção de *output* (*input*) virtual total da DMU o utilizado pelo *output* j (*input* i) no intervalo $[\phi_j, \varphi_j]$ ($[\rho_i, \omega_i]$), ou seja, a importância dada ao *output* j pela DMU o. O intervalo $[\phi_j, \varphi_j]$ é determinado pelo decisor.

A restrição ao *output* virtual j é apresentada em (2), na qual $\sum_{j=1}^s u_j y_{jo}$ é o *output* virtual total da DMU o. Pode-se obter resultado semelhante para os *inputs*.

$$\phi_j \leq \frac{u_j y_{jo}}{\sum_{j=1}^s u_j y_{jo}} \leq \varphi_j \quad (2)$$

Este tipo de restrição evita o problema das unidades, pois expressa a importância relativa de uma determinada variável para o conjunto e é, portanto, adimensional.

Alguns autores, como Wong e Beasley (1990) sugerem duas formas de se aplicar este tipo de restrição:

- Aplicação das restrições somente à DMU em análise, o que corresponde ao acréscimo de duas restrições ao modelo dos multiplicadores, para cada variável limitada;
- Aplicação das restrições a todas as DMUs, o que corresponde à adição de $2n$ restrições ao modelo dos multiplicadores, para cada variável limitada, sendo n o número de DMUs.

Os modelos com restrição a todas as DMUs, devido ao acréscimo de muitas restrições, são freqüentemente inviáveis. Uma discussão mais abrangente sobre viabilidade de modelos DEA com restrições aos pesos pode ser encontrada em Lins e Moreira (2001). Assim, a aplicação deste tipo de restrição somente à DMU em análise é mais promissora e será utilizada neste estudo. No entanto, este método apresenta um problema: determinadas DMUs, classificadas como ineficientes após a restrição aos pesos, fazem parte do conjunto de referência de outras DMUs ineficientes. Para corrigir este problema, Pereira (2002) apresentou um algoritmo que consiste, essencialmente, em retirar as DMUs quase-eficientes da amostra, quando elas fazem parte de algum conjunto de referência. Esse procedimento se justifica na medida em que as quase-eficientes ocupam partes da fronteira tornadas impróprias pelas restrições aos pesos. A sua retirada da amostra obriga que as DMUs ineficientes procurem regiões “permitidas” da fronteira para projeção.

3. LOGÍSTICA DA DISTRIBUIÇÃO DOMICILIAR DE JORNAIS

A particularidade deste tipo de entrega está no volume, na frequência de entrega e na janela de tempo disponível para entrega. Diariamente são entregues cerca de 200 mil produtos, com uma janela de tempo de aproximadamente 4,5 horas, em média. De forma geral, o problema da distribuição de jornais envolve o fluxo dos jornais desde as rotativas (prensas), onde ocorre a impressão até sua entrega ao cliente final (assinante ou bancas). Um jornal pode ter mais de uma edição no mesmo dia, em função de notícias de última hora, como por exemplo, resultados de jogos esportivos, pronunciamentos importantes, entre outros. Até mesmo a reportagem de capa pode ser alterada em questão de minutos. Podemos dividir a operação em quatro etapas distintas, discutidas a seguir.

A *primeira etapa* consiste na produção dos jornais e compreende o preparo das máquinas e a impressão. Tem início pouco antes de meia-noite, quando as rotativas são acionadas e os primeiros jornais começam a ser produzidos. A impressão pode ocorrer até 4:00 da manhã, dependendo do dia da semana, do volume a ser produzido, e do número de edições do dia. A *segunda etapa* envolve a expedição e o carregamentos dos veículos. Assim que deixam as rotativas, os jornais são levados para os caminhões, cuja ordem de saída é geralmente definida pelo tempo de deslocamento até o ponto de entrega mais distante. A *terceira etapa* é o transporte dos jornais até os operadores logísticos responsáveis pela entrega domiciliar. Na região metropolitana do Rio de Janeiro, a maioria das rotas são fixas, curtas, e com apenas um destino, partindo em intervalos que variam de 5 a 15 minutos. A *quarta e última etapa* consiste na entrega final ao cliente, realizada pelos operadores logísticos. Nesta etapa, o jornal ainda passa por processos como a inserção manual de encartes comerciais e suplementos extras, montagem dos diversos cadernos que compõem o jornal e ainda a separação dos jornais em roteiros de entrega. A particularidade desta etapa está no volume e na janela de tempo disponível para entrega. Diariamente são entregues cerca de 200 mil jornais, com uma janela de tempo de aproximadamente 4,5 horas.

3.1 Delimitação do Estudo

O escopo de avaliação deste trabalho está nos operadores logísticos que atuam na etapa final da distribuição domiciliar de jornais (quarta etapa da operação). Opera-se atualmente com cerca de 50 empresas terceirizadas, em âmbito nacional, sendo nove delas localizadas na região metropolitana do Rio de Janeiro, incluindo a capital. Estas empresas podem ser subdivididas pelo tipo de remessa que recebem (local e interior) e ao considerar o volume de entregas envolvido, optou-se por realizar este estudo apenas nas nove empresas atuantes na capital fluminense e em sua região metropolitana, que representam cerca de 80% do volume total de entregas. Além disso, a facilidade na obtenção de dados sobre estas empresas e suas áreas de atuação permite melhor visualização e interpretação dos resultados obtidos.

4. MODELAGEM

Para a escolha do modelo DEA a ser utilizado, observou-se a escala de operação dos operadores logísticos (DMUs) e o ambiente de negócios em que estão inseridos. Apesar das empresas operarem em regiões geográficas distintas entre si, o ambiente competitivo de negócios é muito semelhante, o que justifica o uso do modelo CCR. O modelo foi orientado a *input*, uma vez que se deseja a minimização dos recursos usados na operação, mantendo-se constante os produtos (*outputs*). Por ser terceirizado, o operador logístico não possui controle sobre alguns *outputs*.

Identificou-se o máximo de variáveis que pudessem traduzir a operação de distribuição domiciliar e obter um equilíbrio entre a representatividade do modelo e a discriminação das DMUs. As variáveis escolhidas foram as mesmas usadas por Nanci et al (2004a), conforme a tabela 1:

Tabela 1: Variáveis usadas no modelo

<i>Inputs</i>	<i>Outputs</i>
<p><i>Entregadores</i></p> <p>Os entregadores representam cerca de 95% desta mão-de-obra, sendo assim o principal recurso humano da atividade. Quanto menor o número de entregadores, supõe-se maior eficiência do operador em gerenciar sua mão-de-obra, assim como otimizar a entrega.</p>	<p><i>Jornais entregues</i></p> <p>É uma variável não-controlável, definida pela venda de assinaturas aos clientes, atividade que não é exercida pelo operador logístico. Deve constar no modelo por ser a principal medida de saída (<i>output</i>) da atividade.</p>
<p><i>Reclamações diárias</i></p> <p>O número de reclamações é um <i>output</i> indesejável (Tavares, 1998), pois quanto menor for o seu valor, maior será a eficiência do operador logístico. Portanto, para o cálculo coerente das eficiências, esta variável deve constar no modelo como um <i>input</i>.</p>	<p><i>Pontos de Entrega</i></p> <p>É também uma variável não-controlável, pela mesma razão da variável “jornais entregues”. Espera-se que quanto maior for o número de pontos de entrega cobertos pelo operador, mais eficiente será sua entrega.</p>

Outras variáveis identificadas não foram utilizadas por apresentarem valores muito próximos para todas as DMUs, como no caso da variável “janela de tempo”, ou por apresentar colinearidade com outras variáveis do modelo, como no caso da variável “roteiros”, uma vez que estes não são otimizados. Foram compilados dados diários de janeiro a abril de 2004, e calculadas as médias aritméticas das variáveis, desprezando eventos especiais como reveillon, carnaval e feriados, onde a rotina da distribuição de jornais sofre alterações significativas.

4.1 Aplicação do modelo e resultados iniciais

Para evitar a atribuição de pesos “zero” e permitir que todas as variáveis participassem na formação da eficiência final, foram aplicadas restrições ao input e output virtuais, somente à DMU em análise, para todas as variáveis do modelo. A participação de cada variável (*input* ou *output*) foi restrita a um valor $L_i = 0,20$ (limite inferior), definido pelo decisor. Optou-se

por não estabelecer um valor para o limite superior, preservando assim, parte da característica dos modelos DEA de atribuição de pesos ótimos para atingir a maior eficiência possível. Estudou-se a sensibilidade deste valor em $\pm 0,05$ e foi obtida a mesma ordenação das DMUs, o que validou a escolha de $L_i = 0,20$. Ao incorporar estas restrições aos modelos CCR básicos, têm-se os seguintes PPLs, ambos orientados a *inputs*:

Tabela 2: Formulação do modelo CCR com Restrições ao *Input* e *Output* virtuais

Modelo dos Multiplicadores	Modelo do Envelope	Onde:
$\min \mathbf{u} \mathbf{y}_o$ <i>sujeito a:</i> $\mathbf{v} \mathbf{x}_o = 1$ $\mathbf{u} \mathbf{Y} - \mathbf{v} \mathbf{X} \leq \mathbf{0}$ $(\mathbf{D}_{x_o} \mathbf{L})^T \mathbf{v} \leq \mathbf{0}$ $(\mathbf{D}_{y_o} \mathbf{K})^T \mathbf{u} \leq \mathbf{0}$ $\mathbf{u} \geq \mathbf{0}$ $\mathbf{v} \geq \mathbf{0}$	$\max h$ <i>sujeito a:</i> $h \mathbf{x}_o - \mathbf{X} \lambda + \mathbf{D}_{x_o} \mathbf{L} \pi \geq \mathbf{0}$ $-\mathbf{y}_o + \mathbf{Y} \lambda + \mathbf{D}_{y_o} \mathbf{K} \delta \geq \mathbf{0}$ $\lambda, \pi, \delta \geq \mathbf{0}$	$\mathbf{D}_{x_o} = \begin{pmatrix} x_{1o} & 0 \\ 0 & x_{2o} \end{pmatrix}$ $\mathbf{D}_{y_o} = \begin{pmatrix} y_{1o} & 0 \\ 0 & y_{2o} \end{pmatrix}$ $\mathbf{L} = \begin{pmatrix} L_1 - 1 & L_2 \\ L_1 & L_2 - 1 \end{pmatrix}$ $\mathbf{K} = \begin{pmatrix} K_1 - 1 & K_2 \\ K_1 & K_2 - 1 \end{pmatrix}$

Sendo: \mathbf{D}_{x_o} é matriz diagonal com os valores dos *inputs* da DMU_o ; \mathbf{D}_{y_o} é matriz diagonal com os valores dos *outputs* da DMU_o ; \mathbf{L} é matriz quadrada com os valores dos limites inferiores dos *inputs*; \mathbf{K} é matriz quadrada com os valores dos limites inferiores dos *outputs*; $L_1 = L_2 = K_1 = K_2 = \mathbf{0},20$, generalizados no texto como \mathbf{L}_i ; π é um vetor das novas variáveis π_1 e π_2 , correspondentes às restrições aos pesos dos *inputs*; δ é um vetor das novas variáveis δ_1 e δ_2 , correspondentes às restrições aos pesos dos *outputs*.

A DMU F foi a única eficiente, e serve de *benchmark* para todas as outras. A tabela 4 apresenta as DMUs ordenadas segundo suas eficiências.

4.2. Variáveis Explicativas de Eficiência

Motivados pela hipótese de que as áreas geográficas de atuação dos operadores logísticos podem influenciar diretamente a eficiência DEA obtida, Nanci et al.(2004b) identificaram duas variáveis compostas que podem explicar as eficiências obtidas, dado o mesmo conjunto de variáveis utilizado neste trabalho.

Tabela 3: Variáveis Compostas

Índice de Verticalização	Densidade Linear de Entrega
$I_v = 1 - \left(\frac{P}{J} \right)$ Onde: I_v é índice de verticalização; P é o número de pontos de entrega única; e J é número total de jornais entregues.	$d_e = \frac{J}{d_T}$ Onde: d_e é a densidade linear de entrega; J é o número total de jornais entregues; e d_T é distância total percorrida.

O índice de verticalização (I_v) assume valores entre zero e um, onde valores próximos de zero representam áreas com pouca concentração de assinantes no mesmo espaço residencial, ou seja, áreas com muitas casas e condomínios abertos (exemplo: Baixada Fluminense) e valores próximos de um representam o caso oposto (exemplo: Zona Sul). Deve-se alertar que para pequenos valores de P e J , o índice de verticalização obtido pela equação acima é pouco representativo. A densidade linear de entrega é uma medida de dispersão (d_e), expressa em jornais por quilômetro. Quanto maior o valor de d_e , mais concentrada será a entrega de uma área; e no caso oposto, para baixos valores de d_e , a entrega será mais dispersa.

A tabela 4 apresenta a correlação estatística e o R^2 entre as variáveis compostas I_v e d_e , e as eficiências DEA obtidas pelo modelo CCR com restrições ($Li = 0,20$). Os resultados indicam uma alta relação de explicação entre ambas as variáveis e a eficiência DEA.

Tabela 4: Correlação entre Eficiência CCR e Variáveis compostas

Operadores Logísticos (DMUs)	Eficiência CCR com restrição aos pesos ($Li = 0,20$)	Índice de Verticalização Médio	Densidade Linear de Entrega
DMU F	1,00	94%	386
DMU G	0,85	92%	177
DMU A	0,63	79%	46
DMU B	0,60	65%	69
DMU D	0,54	84%	38
DMU C	0,52	63%	32
DMU H	0,46	30%	4
DMU E	0,44	35%	13
DMU I	0,35	32%	10
Correlação com eficiência =		0,84	0,93
$R^2 =$		0,70	0,86

5. CLASSIFICAÇÃO DAS ÁREAS DE ENTREGA EM AGRUPAMENTOS

Comprovada a hipótese de que as características geográficas e sócio-econômicas das áreas de entrega dos operadores logísticos influenciam diretamente na eficiência de sua operação, buscou-se avaliá-los em suas áreas de atuação. Cada operador logístico foi subdividido em suas respectivas áreas de atuação, que passaram a ser consideradas como DMUs, totalizando 50 unidades. O mesmo conjunto de variáveis da modelagem anterior foi levantado para cada área. Esta subdivisão foi possível porque cada área de entrega possui coordenação própria, o que implica em autonomia no processo decisório, umas das premissas para a aplicação de DEA.

Ao executar o modelo DEA CCR com restrições ($Li = 0,20$), e correlacionar as eficiências obtidas com os valores das variáveis compostas de cada área, persistiu a correlação entre estas variáveis. Isso ocorre porque as DMUs avaliadas são heterogêneas, ou seja, possuem características geográficas e sócio-econômicas muito distintas. Para tornar as DMUs homogêneas, decidiu-se classificar as áreas de entrega em cinco agrupamentos distintos, usando como parâmetros de classificação as variáveis índice de verticalização (I_v) e densidade linear de entrega (d_e), simultaneamente.

Para agrupar as DMUs, foram utilizadas duas métricas para calcular a distância entre dois pontos: a métrica Euclidiana e a métrica de Tchebychev (Prenter, 1975), calculadas em relação a alternativas de referência escolhidas pelo decisor, ou seja, cinco áreas distintas que apresentam características representativas de cada agrupamento. Esta abordagem é uma adaptação do método do vizinho mais próximo, porém passa a ser um método multicritério da problemática pβ devido à inserção de subjetividade que permite ao decisor definir as alternativas de referência. Outros métodos estatísticos de análise de agrupamentos podem ser encontrados em Bussab et al. (1990). Os dois métodos forneceram exatamente o mesmo resultado. A figura 1 traz a representação gráfica dos agrupamentos definidos no plano formado pelas variáveis I_v e d_c . Cada ponto representa uma área de entrega. Os cinco pontos em destaque em cada agrupamento representam as alternativas de referência.

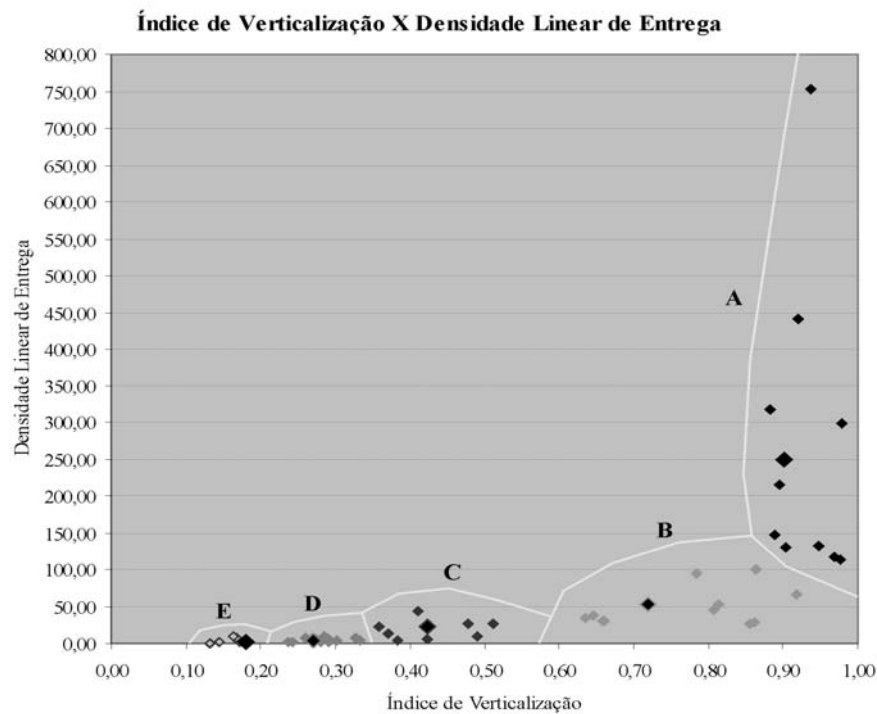


Figura 1: Classificação em Agrupamentos

6. AVALIAÇÃO DE EFICIÊNCIA NAS ÁREAS DE ENTREGA

Uma vez homogeneizadas, as áreas de entrega (DMUs) podem ser avaliadas com a metodologia DEA dentro de cada agrupamento, com o objetivo de classificá-las em eficientes e não-eficientes. Com isso, elimina-se o efeito das diferenças geográficas e sócio-econômicas de cada área de entrega, que influenciam diretamente a eficiência DEA.

Foram cinco avaliações distintas, uma para cada agrupamento. As DMUs eficientes em um agrupamento não podem ser consideradas eficientes no conjunto geral, já que em DEA a avaliação tem caráter relativo e sensível ao conjunto de DMUs. O modelo utilizado para a avaliação foi o CCR, com restrição aos pesos (restrição ao *input* e *output* virtuais, com $L_i = 0,20$) - o mesmo modelo utilizado para avaliar os operadores logísticos. Para o agrupamento A, por exemplo, os resultados da avaliação foram:

Tabela 5: Resultados da Avaliação no Agrupamento A - Eficiências CCR

Ordenação	Áreas	Operador Logístico	Eficiência CCR Li=0,20	Índice de Verticalização	Densidade Linear de Entrega
1	LEME	G	1,0000	98%	114,10
2	COPACABANA I	F	1,0000	95%	131,30
3	IPANEMA	F	1,0000	92%	440,99
4	LEBLON	F	0,9944	94%	753,36
5	COPACABANA II	F	0,8395	97%	117,33
6	LARANJEIRAS	G	0,8124	90%	215,14
7	NITEROI III	B	0,7291	90%	248,83
8	FLAMENGO	G	0,7286	98%	297,95
9	JARDIM BOTANICO	G	0,7285	90%	129,46
10	TIJUCA I	D	0,6629	88%	317,87
11	BOTAFOGO	G	0,6553	89%	147,83
Correlação com Eficiência CCR				0,5289	0,3096
R ²				0,2797	0,0958

Como se pode observar, há um certo equilíbrio entre as DMUs deste agrupamento, o que é constatado não só pela proximidade das DMUs à fronteira, mas também pela elevada eficiência média obtida (0,8319). Três DMUs foram consideradas eficientes: LEME, COPACABANA I e IPANEMA. Estas três DMUs devem servir de *benchmark* para as outras DMUs (não-eficientes) do agrupamento A, e suas práticas devem ser estudadas para servir de base para a confecção de padrões operacionais, que deverão ser seguidos à risca pelas DMUs não-eficientes. Há ainda a DMU LEBLON, com eficiência 0,9944, que pode ser considerada “quase-eficiente” (esta DMU seria eficiente no modelo sem restrições).

Uma consideração importante neste agrupamento é que as áreas COPACABANA I, IPANEMA e LEBLON pertencem ao mesmo operador logístico. Torna-se relevante, então, analisar a estrutura administrativa deste operador, sua metodologia de seleção e contratação de mão-de-obra, as tecnologias empregadas no processo de distribuição e de apoio ao processo, índices de desempenho utilizados e outros aspectos que possam influenciar as variáveis consideradas na avaliação.

A mesma avaliação foi realizada nos outros agrupamentos, onde as áreas foram classificadas em eficientes ou ineficientes.

7. ÍNDICE DE DESEMPENHO DOS OPERADORES LOGÍSTICOS

Ao dividir cada operador em suas respectivas áreas e classificá-las em agrupamentos segundo as variáveis I_v e d_e , foi possível contornar o efeito de causalidade destas variáveis compostas nas eficiências dos operadores logísticos e avaliar cada agrupamento isoladamente. Porém, desejou-se obter um índice de desempenho único (**I**) para cada operador logístico, que refletisse sua eficiência na operação, fosse comparável aos demais operadores, e levasse em conta as características e dimensões das áreas de atuação. Este índice foi calculado com base nas eficiências das áreas de entrega, através da média ponderada pela quantidade de jornais entregues em cada área. Neste caso, a quantidade de jornais pode ser interpretada como sendo o “peso” de cada eficiência na composição do índice final.

A tabela 6 traz os resultados obtidos para os índices de cada operador logístico, em ordem decrescente. Foi estabelecida uma classificação de desempenho segundo a posição na ordenação, dividindo os operadores em três níveis de desempenho: bom, médio e ruim.

Tabela 6: Classificação de Desempenho dos Operadores Logísticos

Operador Logístico	Índice de Desempenho	Classificação de desempenho
F	0,9623	BOM
B	0,8614	
A	0,8501	
H	0,8212	MÉDIO
E	0,8109	
I	0,7961	
D	0,7672	RUIM
G	0,7633	
C	0,7422	

Observando as ordenações, podemos concluir que os operadores logísticos F, B e A apresentam um bom desempenho, e destacam-se na atividade de entrega domiciliar. Realmente, ao observar os resultados das áreas, 50% do total de áreas consideradas eficientes pertencem aos três operadores.

O operador logístico E situa-se em posição intermediária, com duas áreas eficientes e quatro áreas com eficiência cima de 0,8000, do total de dez áreas que possui. O operador H também se encontra nesta classificação, no entanto atua em apenas 2 áreas com poucos jornais, o que torna suspeito seu posicionamento. Já o operador I se destaca nas áreas de baixa verticalização, e possui mais da metade de suas áreas com eficiência acima de 0,8000, sendo uma eficiente.

Com desempenho ruim, o operador logístico D, apesar de atuar em apenas duas áreas densas, apresenta eficiência baixa na área de maior concentração. O operador G, apesar de entregar em áreas muito verticalizadas, apresentou eficiências baixas em sua maioria, culminando em baixa classificação de desempenho. O operador C mostrou-se ineficiente em quase todas as áreas.

8. CONCLUSÃO

Concluiu-se que, no aspecto gerencial, não é recomendada a avaliação isolada de cada operador logístico sem levar em conta as características geográficas e sócio-econômicas de suas áreas de atuação, uma vez que estas diferenças de características podem levar a processos diferentes de entrega. Deve-se, portanto, segmentar os operadores logísticos em suas áreas de atuação, agrupá-las por características de entrega similares e então, elaborar manuais específicos para cada agrupamento, incentivando a especialização e aumentando a eficiência global da atividade, tanto operacional como da qualidade.

Deve-se buscar um índice de desempenho único para cada operador logístico, que reflita as eficiências de suas áreas, e possa ser utilizado gerencialmente para medir e controlar eficiência. A média ponderada pode ser considerada uma avaliação pouco flexível, e ocasionalmente, pessimista ou otimista demais. Métodos híbridos e mais benevolentes, que incorporem a opinião do decisor, podem ser desenvolvidos usando DEA e multicritério.

Uma das principais vantagens da metodologia DEA é a possibilidade de se estabelecer *benchmarks* sem a necessidade de estudos exaustivos em campo acerca de todo o conjunto de DMUs que se deseja avaliar. O levantamento de melhores práticas e estabelecimento de padrões operacionais em determinado negócio pode ser extremamente caro e consumir recursos humanos e tempo de trabalho muitas vezes indisponível nas empresas, razão que as levam à contratação de consultorias especializadas. Entretanto, o resultado deste trabalho sem o conhecimento prévio dos *benchmarks* e da eficiência relativa das DMUs pode ser desastroso, e levar a conclusões controversas ou até mesmo nenhuma conclusão acerca dos padrões a serem estabelecidos, seja pela total ausência de indicadores sobre as DMUs, seja pela falta de experiência de terceiros na operação avaliada. Neste caso, a metodologia DEA pode ser usada no sentido de direcionar esforços, gerar informações relevantes sobre as DMUs, suas eficiências e *benchmarks*, e proporcionar uma intervenção eficaz, com economia de recursos e resultados coerentes com a realidade da operação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Banker, R.D., A. Charnes e W.W. Cooper (1984) *Some models for estimating technical scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis*. Management Science, v.30, n.9, p. 1078-1092.
- Bussab, W. O.; Miazaki, E. S.; Andrade, D. F. *Introdução à Análise de Agrupamentos*. 9º Simpósio Nacional de Probabilidade e Estatística, São Paulo. 1990. Associação Brasileira de Estatística. 105p.
- Charnes, A., W.W. Cooper e E. Rhodes (1978) *Measuring the efficiency of decision-making units*. European Journal of Operational Research, v.2, p. 429-444.
- Dyson, R. G.; Thanassoulis E. *Reducing weight flexibility in DEA*. Journal of the Operational Research Society, 39. 1988.
- Gomes, E.G., J.C.C.B. Soares de Mello, B.P. Serapião, M.P.E. Lins e L. Biondi Neto (2001) *Avaliação de Eficiência de Companhias Aéreas Brasileiras: Uma abordagem por Análise Envoltória de Dados*. In: Setti, J.R.A. e O.F. Lima Junior (eds), Panorama Nacional da Pesquisa em Transportes 2001 – Anais do XV ANPET, Campinas, SP, Novembro, v.2, p.125-133.
- Gonçalves, D. A. *Avaliação de eficiência de fundos de investimentos financeiros: Utilização de DMU artificial em modelos DEA com outputs negativos*. Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro. 2003.
- Lins, M. P. E. L. Angulo Meza (2000) *Análise Envoltória de Dados e perspectivas de integração no ambiente do Apoio à Decisão*, Editora da COOPE/UFRJ, Rio de Janeiro.
- Lins, E. M. P.; Moreira, A. C. *Evitando a Inviabilidade em Modelos DEA com Restrições aos Pesos*. Relatório Técnico EP-03/01, Programa de Engenharia de Produção/COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil. 2001.
- Nanci, L. C. I. G.; et al. *Estudo da eficiência de empresas distribuidoras de jornais usando Análise Envoltória de Dados*. Revista Produto & produção, Porto Alegre, 2004. v. 7, n. 3.
- Nanci, L. C. I. G. et al. *Avaliação da eficiência de operadores logísticos na distribuição domiciliar de jornais*. XVIII ANPET - Congresso de Ensino e Pesquisa em Transportes, 2004, Florianópolis. Panorama Nacional da Pesquisa em Transportes 2004, v. II. p. 1189-1200.
- Novaes, A.G. (2001) *Logística e Gerenciamento da Cadeia de Distribuição* (1ª.edição). Editora Campus, Rio de Janeiro.
- Pereira, R. O. *Avaliação de Instituições Microfinanceiras no Brasil – Uma aplicação de modelos DEA (Análise Envoltória de Dados)*. Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro. 2002.
- Prenter, P. M. *Splines and Variational Methods*. John Wiley & Sons, Inc., New York. 1975
- Roll, Y.; Golany, B. *Controlling factor weights in DEA*. IIE Transactions, 23 (1), pp.2-9. 1991.
- Soares de Mello, J.C.C.B., L. Angulo Meza, E.G. Gomes, B.P. Serapião e M.P.E. Lins (2003) *Análise de Envoltória de Dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras*. Pesquisa Operacional, v.23.
- Thompson, R. G. et al. *The role of multiplier bounds in efficiency analysis with application to*. Kansas Farming. 1990. Journal of Econometrics, 46, pp. 93-108.
- Wong. Y.; Beasley, J. *Restricting Weight Flexibility in DEA*. Journal of Operational Research Society, 41, 829-835. 1990.

Endereços:

Luiz Cesar Nanci - Mestrado em Engenharia de Produção – UFF – RJ
Praia João Caetano, 155/402 – Ingá – Niterói - RJ
cnanci@predialnet.com.br

Luis Felipe Aragão de Castro Senra - Mestrado em Engenharia de Produção – UFF – RJ
lfacs@nomade.fr

João Carlos Correia Baptista Soares de Mello – Departamento de Engenharia de Produção – UFF – RJ
Rua Passos da Pátria, 156, São Domingos, 24210-240 – Niterói – RJ
jcsmello@producao.uff.br