

AVALIAÇÃO DE EFICIÊNCIA DE LOJAS DO VAREJO SUPERMERCADISTA

Denise Santos de Figueiredo

Mestrado em Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passos da Pátria, 156, São Domingos, CEP.: 24210-240, Niterói, RJ
densfi@uol.com.br

João Carlos Correia Baptista Soares de Mello

Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passos da Pátria, 156, São Domingos, CEP.: 24210-240, Niterói, RJ
jcsmello@producao.uff.br

Resumo

Este artigo descreve algumas das mais utilizadas formas de avaliação de desempenho para lojas do varejo supermercadista, seus principais indicadores e propõe uma nova forma de avaliação de eficiência utilizando o método de Análise Envoltória de Dados (DEA). Os métodos estatísticos mais comumente utilizados se baseiam em medidas de tendência central para avaliar e comparar unidades produtivas entre si. O método DEA compara as unidades produtivas às melhores, proporcionando assim oportunidades de benchmark, mostrando-se mais rico no apoio à decisão.

Palavras-chave: DEA e varejo

Abstract

This article describes the most common performance evaluation methods in retail business and its principle indexes and proposes a new way to evaluate the efficiency using Data Envelopment Analysis (DEA). A typical statistical approach is characterized as a central tendency approach and it evaluates producers relative to an average producer. In contrast, DEA is an extreme point method and compares each producer with only the best producers, offering benchmark opportunities and turning it more powerful in supporting decision.

Key-words: DEA and retail

1. Introdução

O comércio varejista pode ser segmentado de várias formas, por exemplo conforme a área de vendas - as lojas podem ser pequenas, médias ou grandes. O tamanho da loja influencia a sua segmentação quanto a público e tipo de compra.

No caso das grandes – hipermercados – normalmente são lojas localizadas em rodovias de acesso aos centros urbanos ou em grandes vias de circulação, com amplas áreas de estacionamento e área de vendas superior a 5.000m². Seguem o conceito *one-stop-shopping* (compras em uma única parada), atendendo amplamente as necessidades dos consumidores tanto de produtos alimentícios como não alimentícios, incluindo vestuário, cama, mesa e banho e eletrodomésticos (BNDES, 2000). Apresentam alto giro de mercadorias e baixa margem de lucro, focando seus lucros no volumes de vendas. Para lojas com esse perfil, cada compra realizada por um cliente apresenta valores altos, isto é, compra média alta.

Os supermercados são lojas de vizinhança, localizadas em bairros, com área superior a 350m². Trabalham com o conceito de auto-serviço, contemplando um mínimo de dois PDVs (pontos de venda). Em geral os produtos comercializados são: alimentos, nos setores de mercearia, carnes, frios, laticínios e hortifrutigranjeiros; limpeza; perfumaria; higiene pessoal; bebidas e bazar (BNDES, 2000).

Lojas do tipo supermercado ainda podem ser classificadas em pequenas, médias e grandes. As pequenas, com área de vendas entre 250m² e 1.000m², localizam-se em vizinhanças de grande circulação, não possuem estacionamento e, em geral, apresentam pouca variedade de itens e profundidade restrita, concentrando-se em artigos de primeira necessidade, onde se verifica um ticket médio baixo, pois o cliente compra na maioria das vezes artigos para reposição imediata.

Nos supermercados de tamanho médio (área de vendas entre 1.000m² e 2.500m²) e grande (área de vendas entre 2.500m² e 5.000m²) o perfil de compra é um pouco diferenciado, pois muitos clientes realizam suas compras mensais ou de volume superior à compra de simples reposição. O ticket médio em geral é mais alto, pois os clientes ao realizarem compras mais significativas, apresentam maior chance de adquirir supérfluos – compra por impulso, traduzindo em uma venda com maior margem de lucro. Para lojas com esse perfil de venda, o estacionamento é um serviço indispensável ao cliente.

Observando-se as grandes redes, verificamos que em geral elas operam com diferentes bandeiras (nome fantasia). Para cada uma das bandeiras utilizam-se estratégias diferenciadas (Porter, 1986), visando atrair e satisfazer às necessidades de diferentes parcelas da população. É perfeitamente coerente, por exemplo, que uma mesma cadeia tenha lojas onde predominam nas prateleiras produtos populares e, ao mesmo tempo, sob outra bandeira, lojas voltadas para as classes A/B, oferecendo um volume maior de produtos sofisticados (MCM, 2003).

De acordo com as análises da 27^a pesquisa Ranking Abras, realizada pela Fundação Abras/ACNielsen (SuperHiper, 2004) com base nas informações das 500 maiores empresas do setor, que representam 67,5% das vendas de auto-serviço, o ano de 2003 registrou a queda de vendas mais acentuada dos últimos dez anos no Brasil. O faturamento real, deflacionado pelo IPCA, do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), apresentou queda de 4,7% comparado com o ano anterior.

Com esse cenário, torna-se necessário buscar a excelência na operação. É preciso conhecer os pontos fracos e fortes, assim como onde ataca-los. Esse ponto é o cerne do

problema vislumbrado neste artigo – que lojas são eficientes e o que fazer para atingir a eficiência naquelas que não o são.

2. Indicadores x Avaliação de Desempenho

O setor supermercadista, como qualquer outra indústria utiliza o faturamento e o lucro líquido (ADVANCE, 2004) como principais indicadores para avaliação do desempenho de suas lojas. Esse índice, apesar de muito útil e significativo, não fornece ao tomador de decisão uma visão clara de quais pontos devem ser focados para melhoria dos resultados. Com base neles é possível apenas definir necessidades de redução de custos e/ou aumento de margem.

Outros índices amplamente utilizados nesse setor são (SuperHiper, 2004):

- . faturamento por funcionário,
- . faturamento por PDV (ponto de venda),
- . faturamento por m² (de área de vendas).

Todos esses índices são utilizados isoladamente para definição de metas e *benchmark*, isto é, comparações entre as principais empresas do ranking, possibilitando a promoção de melhorias que permitam que uma determinada empresa tenha excelência quando comparada a outra equivalente (Ribeiro, 2003). Não é feita uma combinação entre as diversas variáveis envolvidas no processo final de vendas para uma avaliação conjunta, com isso não se consegue apontar as lojas eficientes, assim como o que se deve fazer para tornar as não-eficientes em eficientes.

O varejo supermercadista também utiliza o número de vendas realizadas (quantidade de *tickets*, isto é, cupons fiscais emitidos) para apurar o *ticket* médio como um de seus indicadores de resultado – quanto maior o *ticket* médio melhor a avaliação. Ao invés de apenas chegar a este indicador, seria mais interessante utilizar a quantidade de vendas realizadas com outros enfoques, tais como:

- . Quantos clientes freqüentam a minha loja?
- . Minha loja consegue atrair muitos clientes, mas não consigo convencê-los a concentrarem suas compras aqui?
- . Minha loja não é adequada à clientela do entorno?
- . Tenho muitos funcionários para manter a loja que é freqüentada por poucos clientes?
- . Mantenho uma área de vendas muito grande, aumentando meu estoque de exposição e custos de reposição para uma pequena clientela?
- . Tenho poucos funcionários para a quantidade de clientes que atendo, não conseguindo satisfazê-los?

Este artigo propõe um novo enfoque na análise de eficiência das lojas, considerando os muitos fatores envolvidos na venda, todos combinados de forma homogênea. Além disso, proporciona uma comparação entre as diversas lojas, para que se possa extrair informações úteis de umas para outras – *benchmark*.

O estudo contempla a análise de 53 lojas do varejo supermercadista, todas situadas na região metropolitana de uma das grandes capitais do país. São analisadas lojas

pertencentes a uma mesma bandeira e divididas em dois grupos: lojas com estacionamento e sem estacionamento.

Devido a grande dispersão geográfica das lojas em questão, estão compreendidos clientes com diversos perfis econômicos e sociais.

3. Análise Envoltória de Dados

A Análise Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis – DEA) é uma técnica matemática desenvolvida por Charnes, Cooper & Rhodes (1978) para medir a eficiência relativa de Unidades Tomadoras de Decisão (Decision Making Unit – DMU).

O objetivo é comparar DMUs que realizam tarefas similares utilizando diferentes quantidades de insumos (*inputs*) e gerando diferentes quantidades de produtos (*outputs*) (Lins e Ângulo-Meza, 2000).

Além de identificar as DMUs eficientes, os modelos DEA permitem identificar as origens e quantidades de ineficiência relativa de cada DMU, em qualquer das dimensões de *input* e *output*.

O modelo CCR (CRS), que trabalha com retornos constantes de escala (Charnes et al., 1978), considera cada DMU k , $k = 1, \dots, s$ como uma unidade de produção que utiliza n *inputs* x_{ik} , $i = 1, \dots, n$, para produzir m *outputs* y_{jk} , $j = 1, \dots, m$. A eficiência padrão é calculada através da otimização do quociente entre a combinação linear dos *outputs* e a combinação linear dos *inputs*, com restrição de que, para qualquer DMU, esse quociente não pode ser maior que 1. Através de uma transformação proposta por Charnes e Cooper (1962), o modelo é linearizado, tornando-se um problema de programação linear, cuja fórmula é apresentada abaixo.

$$\begin{aligned} \text{Maximizar } h_0 &= \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} \\ \text{Sujeito a: } \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} &= 1 \\ \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} &\leq 0 \\ u_j, v_i &\forall x, y \end{aligned}$$

As DMUs eficientes estão localizadas na fronteira extrema de eficiência e são consideradas *benchmark* para as ineficientes.

No modelo orientado a *input* busca-se a eficiência – projeção da DMU na fronteira de eficiência – através minimização dos *inputs*, mantendo constantes os *outputs*. Para orientação a *output*, minimiza-se os *outputs*, mantendo constantes os *inputs* (Gomes et al., 2003).

Para uma análise mais completa dos resultados, pode-se optar pela análise da fronteira invertida ou dupla envoltória (Novaes, 2002; Entani et al., 2002), que é um método de discriminação em DEA utilizado com o objetivo de verificar se a DMU é *realmente eficiente* ou apenas apresenta uma *falsa eficiência*. Entende-se por *falsa eficiente* a DMU que é muito eficiente apenas em algumas variáveis, mas apresenta desempenho sofrível naquelas variáveis em que não é boa.

Para que uma DMU seja considerada realmente eficiente, é importante que ela apresente ótimo desempenho nas variáveis em que possui excelência e desempenho aceitável naquelas em que não o é.

A fronteira invertida é calculada invertendo-se os insumos em produtos e os produtos em insumos.

Combinando-se a eficiência padrão com a eficiência invertida pode-se obter um índice conjunto – a eficiência composta normalizada – que é obtida da seguinte forma:

$$EficiênciaComposta_{DMU_i} = [EficiênciaPadrão_{DMU_i} + (1 - EficiênciaInvertida_{DMU_i})] / 2$$

$$EficiênciaCompostaNormalizada_{DMU_i} = EficiênciaComposta_{DMU_i} / MaiorEficiênciaComposta$$

4. Modelo proposto

Cada loja participante do estudo é considerada uma DMU (*decision making unit*). Como as lojas de pequeno porte apresentam público e perfil de compra bastante distinto das demais, dividiu-se o estudo em dois grupos: lojas grandes e médias, todas com estacionamento e lojas pequenas, todas sem estacionamento.

Em todas as lojas o conceito de auto-serviço é válido, isto é, o próprio cliente se serve e dirige-se ao PDV para efetuar o pagamento de suas compras.

Inicialmente foram levantadas as seguintes variáveis para o estudo:

Input

- . Área de vendas da loja,
- . Padrão econômico dos clientes,
- . Faixa etária dos clientes,
- . Número de funcionários,

Output

- . Venda bruta (R\$),
- . Quantidade de clientes atendidos (número de cupons fiscais emitidos pelos PDVs),
- . Percentual médio de ruptura do estoque (*output* indesejado – deverá ser tratado como *input*)

As variáveis ambientais: padrão econômico e faixa etária foram descartadas, pois serão de mais utilidade como suporte na avaliação dos resultados.

Como a análise envoltória de dados se baseia em um problema de programação fracionária onde se busca a medida de eficiência pela razão entre a soma ponderada dos produtos (*outputs*) sobre a soma ponderada dos insumos (*inputs*), cabe analisar a validade entre cada par produto insumo.

Os pares: venda bruta *versus* área de vendas e venda bruta *versus* número de funcionários são indicadores bastante coerentes e já consagrados no mercado varejista.

Os pares: quantidade de clientes *versus* área de vendas e quantidade de clientes *versus* número de funcionários não têm sua utilização tão disseminada, no entanto mostram-se bastante coerentes.

O percentual médio de ruptura de estoque será considerado apenas na avaliação dos resultados, pois não há relação de causa e efeito entre essa variável e as outras envolvidas no processo, a menos que a ruptura seja alta demais a ponto de ser percebida pelo cliente, que chega a ponto de não encontrar produtos substitutos.

Para o estudo são utilizados dados referentes a um mês de atividade.

Será utilizado no estudo o modelo CCR orientado a *output*.

5. Análise dos Resultados

5.1. Lojas com estacionamento

O quadro abaixo (tabela 1) apresenta os resultados obtidos com as 35 lojas que possuem estacionamento. Foram acrescentadas 4 colunas para facilitar a análise dos resultados, são elas:

- vd/m^2 - representa a posição que a DMU ocupa em uma ordenação decrescente da venda por metro quadrado de área de vendas.
- $vd/func$ - representa a posição que a DMU ocupa em uma ordenação decrescente da venda por funcionário.
- tk/m^2 - representa a posição que a DMU ocupa em uma ordenação decrescente do número de clientes (cupons emitidos) por metro quadrado de área de vendas.
- $tk/func$ - representa a posição que a DMU ocupa em uma ordenação decrescente do número de clientes (cupons emitidos) por funcionário.

DMU	Padrão	Invertida	Composta	Composta*	vd/m^2	$vd/func$	tk/m^2	$tk/func$
DMU49	100%	100%	50%	75%	17	35	1	2
DMU35	100%	78%	61%	91%	13	26	5	1
DMU20	100%	76%	62%	93%	1	1	11	32
DMU16	100%	69%	66%	99%	2	5	2	13
DMU22	100%	67%	67%	100%	3	2	6	9
DMU5	98%	72%	63%	95%	7	13	4	4
DMU21	95%	70%	62%	94%	10	4	15	18
DMU48	95%	71%	62%	94%	24	8	26	16
DMU44	95%	90%	52%	79%	33	30	17	3
DMU11	94%	76%	59%	89%	23	22	13	5
DMU39	94%	71%	61%	92%	27	9	29	14
DMU27	94%	84%	55%	83%	8	29	3	8
DMU19	92%	78%	57%	86%	16	24	8	6
DMU28	90%	75%	58%	87%	9	17	12	10
DMU15	90%	74%	58%	87%	4	7	9	15
DMU46	89%	83%	53%	80%	18	27	10	7
DMU25	89%	76%	56%	84%	5	3	16	29
DMU14	88%	76%	56%	84%	12	10	18	21
DMU43	88%	78%	55%	83%	28	19	22	12
DMU17	87%	78%	55%	82%	11	6	24	30
DMU6	84%	83%	50%	76%	30	28	21	11
DMU18	84%	80%	52%	78%	26	21	25	22
DMU47	83%	81%	51%	76%	6	20	7	19
DMU12	83%	81%	51%	77%	21	16	20	23
DMU23	82%	81%	51%	76%	20	14	23	26
DMU53	81%	83%	49%	74%	14	18	14	17
DMU24	78%	89%	45%	67%	32	31	28	20
DMU1	77%	88%	44%	67%	19	11	32	33
DMU26	76%	87%	45%	67%	22	12	31	31
DMU42	75%	89%	43%	65%	25	23	27	27
DMU37	73%	100%	36%	55%	15	15	33	35
DMU8	71%	100%	35%	53%	35	33	34	24
DMU2	69%	97%	36%	54%	31	32	30	28
DMU29	68%	100%	34%	51%	29	34	19	25
DMU9	67%	100%	33%	50%	34	25	35	34

Com base apenas na eficiência padrão (veja item 3), podem ser consideradas 100% eficientes as DMUs 49, 35, 20, 16 e 22. No entanto, cabe analisar todo o conjunto de resultados para busca de alguma incoerência.

Observando os resultados obtidos para a DMU49 verifica-se que ela apresenta 100% de eficiência também em sua fronteira invertida (veja item 3). Pelos dados exibidos na tabela 1, pode-se constatar que essa DMU tem excelente desempenho quando se avalia o número de clientes por m² e por número de funcionários, mas o desempenho em vendas por m² não é muito bom e em vendas por número de funcionários é muito ruim. Com base nessas observações, pode-se concluir que a DMU49 apresenta uma falsa eficiência, pois apresenta excelência nas variáveis que utilizam número de clientes, mas tem performance sofrível nas que utilizam a venda.

As DMUs 16 e 22 apresentam as maiores eficiências compostas, confirmando que apresentam desempenhos excepcionais nas variáveis em que possuem excelência e desempenho muito bom naquelas nas quais não são tão especializadas. Observando suas posições (ordem) apresentadas nas quatro últimas colunas da tabela 1, confirma-se a performance muito boa em todas as variáveis.

A DMU20 apresenta resultados excepcionais nas variáveis envolvendo venda, onde ela é a primeira colocada tanto em venda por m² quanto em venda por número de funcionários, no entanto, quando o foco se move para número de clientes a sua performance cai – 11^a em número de clientes por m² e 32^a em número de clientes por número de funcionários. Em face disso, seria interessante a avaliação de uma estratégia para atrair maior quantidade de clientes para a loja, assim como uma avaliação mais pormenorizada da quantidade de funcionários, que à primeira vista parece alta. Sua eficiência composta é uma das mais significativas, o que a credencia como DMU realmente eficiente.

A DMU35 também apresenta bons resultados, mas pode-se notar que sua eficiência está mais focada quando se avalia o produto *número de clientes*. Quanto ao produto *venda*, os resultados são bons, no entanto não são tão significativos. Dentre todas as quatro DMUs realmente eficientes, essa é a que apresenta menor eficiência composta normalizada.

Analisando com mais detalhe os dados apresentados na tabela, pode-se levantar as seguintes questões para averiguação mais profunda:

- . DMUs com problemas de venda, isto é, faz-se necessária uma estratégia para elevar a venda por cliente: 6, 11, 19 e 44;
- . DMUs para as quais é preciso atrair maior quantidade de clientes: 1, 17, 25, 26 e 37;
- . DMU que sinaliza problemas em relação à quantidade de funcionários, aparentemente alta: 47.

Todas as DMUs 100% eficientes são lojas situadas em locais de classe média ou superior. Não foi constatado nenhum padrão com relação à faixa etária da população do entorno.

A ruptura de estoque também não acrescentou informações significativas aos resultados, por não apresentar um padrão.

Utilizando a eficiência padrão e a eficiência composta normalizada para gerar uma classificação das DMUs chega-se ao resultado apresentado na tabela 2, sendo desconsiderada a DMU49 por apresentar falsa eficiência, conforme análise anterior.

Pode-se verificar que as mais eficientes são as que apresentam necessariamente as mais bem colocadas, quando utilizados os indicadores hoje mais difundidos na área. Isso ocorre porque a metodologia DEA leva em conta os diferentes fatores de input e output considerados, apresentando um indicador de eficiência mais abrangente e ponderado.

DMU	Classificação		
	Eficiência	Venda / m ²	Venda / func
DMU22	1	3	2
DMU16	2	2	5
DMU20	3	1	1
DMU35	4	13	26
DMU5	5	7	13
DMU21	6	10	4
DMU48	7	24	8
DMU44	8	33	30
DMU11	9	23	22
DMU39	10	27	9
DMU27	11	8	29
DMU19	12	16	24
DMU28	13	9	17
DMU15	14	4	7
DMU46	15	18	27
DMU25	16	5	3
DMU14	17	12	10
DMU43	18	28	19
DMU17	19	11	6
DMU6	20	30	28
DMU18	21	26	21
DMU47	22	6	20
DMU12	23	21	16
DMU23	24	20	14
DMU53	25	14	18
DMU24	26	32	31
DMU1	27	19	11
DMU26	28	22	12
DMU42	29	25	23
DMU37	30	15	15
DMU8	31	35	33
DMU2	32	31	32
DMU29	33	29	34
DMU9	34	34	25

tabela 2

5.2. Lojas sem estacionamento

Os resultados obtidos para as 18 lojas que não possuem estacionamento estão apresentados na tabela 3.

Para este conjunto de lojas, foram apontadas como 100% eficientes as seguintes DMUs: 13, 32, 33, 34, 36, 38. As DMUs 32 e 38 apresentam performances muito boas, tanto quando se observa o produto venda, quanto com o produto número de clientes. Ambas apresentam-se bem colocadas em todas as quatro variáveis analisadas, o que pode ser comprovado através da Eficiência Composta – são as duas mais altas.

As DMUs 36 e 13 mostram-se 100% eficientes, sendo que a DMU36 possui maior eficiência composta, uma vez que apresenta melhores resultados nas quatro variáveis do que a DMU13, que não tem performance tão boa quando se foca o produto número de clientes.

As DMUs 33 e 34 obtiveram 100% de eficiência padrão. A DM33 obteve o mesmo resultado na eficiência invertida e a DM34, 99%. Analisando os dados, pode-se concluir que as mesmas apresentam performance aceitável em três das quatro variáveis envolvidas, e sofrível em uma delas (venda por número de funcionários), dessa forma não se pode aceitá-las como 100% eficientes.

DMU	Padrão	Invertida	Composta	Composta*	vd/m ²	vd/func	tk/m ²	tk/func
DMU34	100%	100%	50%	78%	7	18	1	4
DMU33	100%	99%	51%	79%	1	17	5	9
DMU36	100%	86%	57%	88%	2	7	6	12
DMU32	100%	76%	62%	96%	5	2	4	5
DMU38	100%	71%	64%	100%	8	1	3	1
DMU13	100%	92%	54%	84%	4	4	10	17
DMU51	96%	100%	48%	75%	16	3	18	15
DMU50	95%	98%	48%	75%	3	16	7	10
DMU52	94%	84%	55%	85%	6	8	2	6
DMU7	91%	89%	51%	79%	17	6	13	2
DMU40	90%	82%	54%	85%	9	5	8	3
DMU30	87%	87%	50%	78%	10	9	9	7
DMU31	86%	100%	43%	67%	13	10	17	18
DMU10	86%	91%	48%	74%	11	11	12	14
DMU3	83%	100%	41%	64%	18	12	16	8
DMU45	82%	94%	44%	68%	14	13	15	13
DMU4	79%	98%	41%	63%	15	14	14	11
DMU41	77%	100%	38%	60%	12	15	11	16

tabela 3

Dentre as quatro realmente classificadas como eficientes, apenas uma delas está localizada em área de classe mais baixa, no entanto, situa-se em local onde é o único supermercado de porte significativo.

Nenhum padrão foi encontrado no que tange a variável faixa etária no entorno da loja. O mesmo pode ser dito com relação à ruptura de estoque.

Analisando todos os dados da tabela 3, algumas discrepâncias sugerem análises mais detalhadas, entre elas:

- . necessidade de uma estratégia para atrair maior número de clientes para as DMUs 51 e 31;

. reavaliação do quadro de funcionários da DMU50, que aparentemente está alto.

6. Considerações Finais

O presente trabalho mostrou que é possível a utilização da técnica DEA para medir a eficiência relativa de lojas do varejo supermercadista cruzando diversos fatores, sem necessidade de reduzi-los a uma mesma base.

A técnica proporcionou um mapeamento em escala relacional, mais útil no apoio à tomada de decisão que um simples ordenamento (ranking), mostrando o quanto uma DMU é mais eficiente que outra e que fatores determinam essas diferenças.

A utilização da técnica de fronteira invertida possibilitou a discriminação entre DMUs realmente eficientes, e DMUs falso-eficientes.

7. Referências Bibliográficas

1. Advance Marketing. Disponível em <<http://www.microsoft.com/brasil/technet/Colunas/ColunasGerenciais/PlanControleFinanceiro.aspx>> Acesso em outubro/2004.
2. BNDES (Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social). Disponível em <<http://www.bndes.gov.br>> Acesso em julho/2004.
3. Charnes, A., Cooper, W.W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
4. Entani, T., Maeda, Y. & Tanaka, H. (2002). *Dual Models of Interval DEA and its extensions to interval data*. *European Journal of Operational Research*, 136, 32-45.
5. Gomes, E.G.; Soares de Mello, J.C.C.B.; Assis, A. S.; Moraes, D.; Cardoso de Oliveira, N. A. (2003). Uma Medida de Eficiência em Segurança Pública. *Relatórios de Pesquisa em Engenharia de Produção*, 3 (7). Disponível em <<http://www.producao.uff.br/rpep/revista32003.htm>>.
6. Gomes, E.G.; Soares de Mello, J.C.C.B.; Biondi Neto, L. – Avaliação de Eficiência por Análise Envoltória de Dados: Conceitos, Aplicações à Agricultura e Integração com Sistemas de Informação Geográfica. Série Documentos, n. 28. Campinas: Embrapa Monitoramento por Satélite, 2003.
7. Lins, M. P. E. & Ângulo-Meza, L. (2000). *Análise Envoltória de Dados e perspectivas de integração no ambiente do Apoio à Decisão*. Editora da COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.
8. MCM Consultores Associados. Disponível em <<http://www.mcmconsultores.com.br>> Acesso em julho/2004.
9. Novaes, L. F. L. (2002). *Envoltória sob dupla ótica aplicada na avaliação imobiliária em ambiente do sistema de informação geográfica*. Tese de Doutorado, Programa de Engenharia de Produção, UFRJ, Rio de Janeiro, Dezembro.
10. Porter, Michael E. (1998). *Estratégia Competitiva*. Editora Campus, Rio de Janeiro.
11. Ribeiro, Aline. *Benchmarking da Cadeia de Suprimentos*. 2003. Artigo - COPPEAD
12. SuperHiper, n.342, p.14-22.