

PROGRAMAÇÃO POR METAS E ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS NA AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DE PLANTAS MUNDIAIS DE MANUFATURA

Aneirson Francisco Silva ^{a*}, Fernando Augusto Silva Marins ^a,
Marcos Vinícius Brandão Santos ^b

^a *Universidade Estadual Paulista – UNESP, Guaratinguetá – SP*

^b *Centro Universitário de Itajubá – FEPI, Itajubá – MG*

Resumo

O mercado mundial de peças para automóveis é tipicamente caracterizado pela presença marcante de fornecedores globais. Estes são continuamente pressionados a reduzir os custos, a aumentar a produtividade e a competitividade. Neste contexto este trabalho visa avaliar a eficiência de plantas industriais do segmento de autopeças, localizadas em diversos Países. A aplicação de modelos com múltiplos objetivos da Programação por Metas e da Análise por Envoltória de Dados identificaram quais são as plantas industriais eficientes, e desta forma, auxiliando na tomada de decisão gerencial.

Palavras-Chave: Otimização Multiobjetivo, Programação por Metas, Análise Envoltória de Dados, Eficiência, Segmento de Autopeças.

Abstract

The global market for automotive parts is typically characterized by strong presence of global suppliers. These suppliers are continually pressured to reduce costs, and the increase productivity and competitiveness. This study aims to evaluate the efficiency of industrial plants of auto parts segment, located in different countries. The application of models with multiple objectives from Goal Programming and Data Envelopment Analysis identified which plants are efficient, contributing in decision making.

KEYWORDS: Multiobjective Optimization, Goal Programming, Data Envelopment Analysis, Efficiency, Auto Parts Segment.

*Autor para correspondência: e-mail: engenhariadeproducao@hotmail.com

1. Introdução

A preocupação global sobre as melhores condições de compra e venda de produtos tem tido significativo impacto nas indústrias. Tal impacto é mais representativo em indústrias do segmento de autopeças, pois as montadoras (seus principais clientes) buscam continuamente por padrões cada vez mais altos de qualidade (SILVA, 2008).

O mercado vem definindo referências de preços em todos os segmentos automobilísticos, pressionando ainda mais a competição e, por conseguinte a redução da margem de lucro potencial (SILVA, 2008). Para enfrentar tal situação, várias fusões têm ocorrido entre fornecedores, para, com isso, fortalecer o poder de negociação com seus clientes.

Neste cenário de alta competitividade as indústrias devem buscar um diferencial competitivo, e técnicas de Pesquisa Operacional (PO), sobretudo a Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis*- DEA), podem auxiliar nestas decisões. No entanto, a DEA pode ser utilizada em outras aplicações inclusive em empresas sem fins lucrativos, pois avaliar a eficiência é um problema comum a diversos segmentos e setores econômicos.

Jamalnia e Soukhakian (2009) comentam que técnicas tradicionais da Programação Matemática com objetivo único (monobjetivo) têm dificuldades para tratar adequadamente problemas de decisão do “mundo real”, nos quais os decisores desejam otimizar vários objetivos que, inclusive, podem ser conflitantes.

Uría *et al.* (2002) apontam a Programação por Metas (*Goal Programming* – GP) como o mais amplamente utilizado Método por Múltiplos Critérios, com inúmeros casos de sucesso. Segundo Bal, Örkücü e Çelebioğlu (2010) e Athanassopoulos (1995), a DEA é uma importante e muito popular ferramenta da PO, com diversas aplicações em variadas áreas.

Neste artigo o objetivo geral foi utilizar a Programação por Metas e Análise por Envoltória de Dados (GPDEA) na avaliação da eficiência de plantas industriais do segmento de autopeças.

Os objetivos específicos foram:

- Avaliar a eficiência de unidades industriais localizadas em diferentes Países;
- Comparar o modelo GPDEA com os modelos clássicos a partir dos dados de Silva (2008).

Com respeito a classificação do tipo de pesquisa envolvido neste artigo, segundo Bertrand e Fransoo (2002), ela pode ser classificada como sendo uma pesquisa aplicada, proporcionando melhorias na literatura, tendo objetivo empírico descritivo, pois o modelo desenvolvido descreve de forma adequada relações causais que podem existir na realidade, favorecendo a compreensão de processos reais. A forma de abordar o problema foi quantitativa, sendo o método de pesquisa a modelagem.

Na seção 2 apresenta-se uma breve revisão sobre modelos de GP e DEA; na seção seguinte está a modelagem GPDEA; na seção 4 estão alguns comentários gerais, seguidos das referências bibliográficas.

2. Programação por Metas e Análise Por Envoltória de Dados

A GP foi desenvolvida por Charnes; Cooper (1962) e é uma técnica de Programação Multiobjetivo (TAMIZ; JONES; ROMERO, 1998) que procura uma solução geral, de forma a atender o maior número possível de objetivos.

A GP possui muitos modelos, merecendo destaque a *Lexicographic GP* (LGP), também conhecida como Preemptive Goal Programming ou Programação por Metas com Priorização; a *Weighted GP* (WGP), conhecida como GP Ponderada; e a *MINMAX GP*

(MA). Estes modelos são os mais utilizados nas aplicações disponíveis na literatura consultada (CABALLERO *et al.*, 2009; YAGHOOBI; TAMIZ, 2007; SILVA *et al.*, 2011; SILVA; MARINS; MONTEVECHI, 2013).

Bal; Örkciü; Çelebioğlu (2010) apontam que a DEA tem se destacado dentre as modelagens quantitativas no auxílio à tomada de decisão pelos gestores. Charnes; Cooper; Rhodes (1978) abordaram este tema pela primeira vez ao desenvolverem um modelo para uma nova medida de eficiência na avaliação de programas públicos. Comenta-se a seguir os modelos clássicos DEA: CCR e BCC.

Conforme Cooper; Seiford; Tone (2006), as variáveis de entrada e saída para cada Unidade Tomadora de Decisão (*Decision Making Unit - DMU*) devem atender alguns critérios como:

- (1) As variáveis e DMUs devem ser escolhidas de modo a representar o interesse dos gestores;
- (2) Há dados numéricos positivos para cada entrada e saída, sendo que se deve preferir um uso menor do número de entradas comparado ao de saídas;
- (3) Recomenda-se aplicar os modelos clássicos CCR e BCC quando o número de DMUs é igual ou maior a três vezes a soma do número de variáveis *Input/Output*.

Os pesos para variável de entrada e saída do modelo geral da DEA podem ser obtidos a partir da solução do modelo proposto por Charnes; Cooper; Rhodes (1978), dado por (1) – (4):

$$w_o = \max \frac{\sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i \cdot x_{i0}} \quad (1)$$

S.a:

$$\frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (3)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (4)$$

com j representando o índice da DMU, $j=1, \dots, n$; r é o índice da saída, com $r = 1, 2, \dots, s$; i é o índice da entrada, $i = 1, 2, \dots, m$; y_{rj} é o valor da r -ésima saída para a j -ésima DMU, x_{ij} é o valor da i -ésima entrada para a j -ésima DMU, u_r é o peso associado a r -ésima saída; v_i é o peso associado a i -ésima entrada, w_o é a eficiência relativa de DMU₀, que é a DMU sob avaliação; e y_{r0} e x_{i0} são os coeficientes tecnológicos das matrizes de dados de saídas e entradas, respectivamente.

Caso $w_o = 1$, a DMU₀ é eficiente quando comparada às demais unidades consideradas no modelo. Caso $w_o < 1$, esta DMU é ineficiente. Este modelo não é linear, sendo um caso da Programação Fracionária, mas que pode ser linearizado, conforme (5) – (9), pelo modelo conhecido por CCR (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978), ou com Retornos Constantes de Escala:

$$w_o = \max \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{r0} \quad (5)$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \quad (6)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} - \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (8)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (9)$$

Banker; Charnes; Cooper (1984) relaxaram a suposição de retorno de escala constante do modelo CCR, por meio de uma restrição de convexidade, pela qual a fronteira é formada por

combinações convexas de unidades eficientes; passando-se a admitir retorno variável de escala, conhecido como modelo BCC que são as iniciais dos seus autores, conforme (10) – (14):

$$w_o = \max \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{r0} + c_0 \quad (10)$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1 \quad (11)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + c_0 \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (13)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (14)$$

Bal; Örkücü e Çelebioğlu (2010) propuseram um novo modelo de DEA integrado com a GP (GPDEA), cujo objetivo foi analisar a eficiência onde há mais variáveis de entrada e saída do que o número de unidades de análise (DMUs).

O modelo GPDEA é derivado de um modelo multiobjetivo DEA, descrito por (15) – (21) e proposto por Li; Reeves (1999):

$$\min d_0 \left(\text{or } \max \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{r0} \right) \quad (15)$$

$$\min M$$

$$\min \sum_{j=1}^n d_j$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1 \quad (16)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (19)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (20)$$

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (21)$$

Sendo do a variável de desvio para a DMU₀; d_j a variável de desvio para a DMU_j; M o valor máximo da variável de desvio ($\max \{d_j\}$) e $M - d_j \geq 0$ define o máximo desvio M que não altera a região viável das variáveis de decisão.

Bal, Örkü e Çelebioğlu (2010) associaram metas (SILVA; MARINS; MONTEVECHI, 2013), as múltiplas funções objetivos do modelo de Li; Reeves (1999) e, desta forma, obtiveram os modelos GPDEA-CCR e GPDEA-BCC, expressos, respectivamente por (22) – (30) e (31) – (39), a seguir descritos.

GPDEA-CCR

$$\min \left(d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_{j=1}^n d_{3j} + \sum_{j=1}^n d_j \right) \quad (22)$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1 \quad (23)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + d_2^- - d_2^+ = 1 \quad (24)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + d_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (25)$$

$$M - d_j + d_{3j}^- - d_{3j}^+ = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (26)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (27)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (28)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (20)$$

$$d_i \geq 0, \quad d_{3j}^-, d_{3j}^+ \geq 0. \quad (30)$$

GPDEA-BCC

$$\min \left(d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_{j=1}^n d_{3j} + \sum_{j=1}^n d_j \right) \quad (31)$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1 \quad (32)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + c_0 + d_2^- - d_2^+ = 1 \quad (33)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} - \sum_{i=1}^m v_i x_{io} + c_0 + d_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (34)$$

$$M - d_j + d_{3j}^- - d_{3j}^+ = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (35)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (36)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (37)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (38)$$

$$d_i \geq 0, \quad d_{3j}^-, d_{3j}^+ \geq 0. \quad (39)$$

$$\min \left(d_1^- + d_1^+ + d_2^- + \sum_{j=1}^n d_{3j} + \sum_{j=1}^n d_j \right) \quad (40)$$

Entretanto, Silva *et al.* (2011) identificaram um erro na função objetivo descrita por Bal, Örkü e Çelebioğlu (2010), tal erro está vinculado às equações (22) e (31), pois o que não se deseja é a ineficiência representada pela variável de desvio (d_2^-), portanto, na função objetivo d_2^+ , deve ser substituído por d_2^- , conforme mostra a equação (40).

A seção 3 descreve a aplicação prática do modelo GPDEA em problemas produtivos de empresa mundiais do segmento de autopeças.

3. Descrição e Modelagem do Problema

Nesta etapa definiram-se as variáveis de entrada e saída a serem analisadas, utilizando-se os dados do trabalho de Silva (2008).

DMUs: são as catorze unidades mundiais da empresa do segmento de autopeças.

Inputs:

1. Estoque [Mil Euros];
2. Estoque-13pa [unit-dias];

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

3. Custo de pessoal [% vendas];
4. Custo de pessoal [Mil euros];
5. Funcionários [qtde];
6. Capital empregado [dias].

Outputs:

7. Resultado operacional [mil euros];
8. Vendas por funcionária [mil euros];
9. Vendas [mil euros].

Tabela 1: Matriz de Inputs e outputs. Fonte (Silva, 2008).

DMUs	1	2	3	4	5	6	7	8	9
A	6.558,00	24,5	14,3	3.087,00	532	29,40	4.058,00	41,00	21.589,00
B	1.648,00	43,6	55,5	1.315,00	107	5,20	298,00	21,90	2.369,00
C	2.854,00	33,1	39	2.146,00	203	4,80	158,00	26,50	5.502,00
D	3.277,00	42,4	46	2.956,00	219	17,40	1,00	29,30	6.426,00
E	1.277,00	15	31,3	2.592,00	210	10,60	1.136,00	39,40	8.282,00
F	917,00	44,4	22	302,00	30	3,70	759,00	45,70	1.371,00
G	919,00	24,2	41,5	1.268,00	118	4,60	630,00	25,90	3.057,00
H	1.683,00	34,1	87,8	2.609,00	183	3,70	730,00	16,20	2.972,00
I	2.073,00	64,4	20,8	582,00	61	5,60	818,00	45,90	2.797,00
J	2.594,00	35,1	24,3	1.054,00	461	27,10	601,00	9,40	4.337,00
K	6.104,00	91	26,1	1.493,00	563	19,30	1.445,00	10,20	5.721,00
L	7.771,00	23	27,3	9.488,00	2.615	54,40	6.580,00	13,80	34.753,00
M	932,00	42,5	45,8	368,00	33	2,10	716,00	24,30	803,00
N	1.261,00	81	11,4	120,00	132	88,20	695,00	8,00	1.056,00

Silva (2008) não analisou de forma conjunta as entradas e saídas o que foi feito na pesquisa aqui relatada pelos modelos DEA-CCR, DEA-BCC, GPDEA-CCR e GPDEA-BCC.

Os resultados estão sumarizados nas Tabelas 2 e 3. Analisando as informações da Tabela 2 percebe-se que, pelo modelo CCR houve nove DMUs eficientes o que representa aproximadamente 64% do total, já o total de DMUs eficientes pelo BCC foram onze, o que

PESQUISA OPERACIONAL PARA O DESENVOLVIMENTO

representa aproximadamente 79% do total. Desta maneira, ambos os modelos não discriminaram bem as DMUs. Sobre a supereficiência (Sup.Ef), percebe-se que o rank das duas primeiras DMU's foram os mesmos em ambos os modelos, sendo a DMU A em primeiro lugar, seguida pela DMU N.

Tabela 2: Resultados com a aplicação dos modelos CCR e BCC

CCR	Sup. Ef	Rank	BCC	Sup. Ef	Rank	DMU
1,00	2,58	1°	1,00	10,61	1°	A
0,63	0,63	12°	0,76	0,76	12°	B
1,00	1,46	7°	1,00	1,47	7°	C
0,71	0,71	11°	0,72	0,72	14°	D
1,00	2,19	3°	1,00	2,19	4°	E
1,00	2,11	4°	1,00	2,23	3°	F
0,95	0,95	10°	1,00	1,25	8°	G
1,00	1,10	8°	1,00	1,11	9°	H
1,00	1,07	9°	1,00	1,07	10°	I
0,59	0,59	14°	1,00	1,01	11°	J
0,62	0,62	13°	0,73	0,73	13°	K
1,00	1,73	5°	1,00	1,73	6°	L
1,00	1,66	6°	1,00	1,76	5°	M
1,00	2,30	2°	1,00	2,52	2°	N

A Tabela 3 contempla as análises feitas para os GPDEA.

Tabela 3: Resultados com a aplicação dos modelos CCR e BCC

GPDEA-CCR	GPDEA-BCC	DMU
1,00	1,00	A
0,33	0,27	B
0,49	0,37	C
0,42	0,31	D
1,00	1,00	E
1,00	1,00	F
0,58	0,60	G
0,20	0,18	H
0,74	0,68	I
0,11	0,01	J
0,11	0,07	K
0,18	0,33	L
0,43	0,45	M
0,12	0	N

Percebe-se, que as DMUs eficientes para ambos os modelos foram as mesmas (A, E e F), ficando o novo *rank* da seguinte maneira: 1° - DMU A; 2° - DMU E e 3° - DMU F para

o caso do GPDEA-CCR, e para o caso do GPDEA-BCC o *rank* seria: 1º - DMU A, 2º- DMU F e 3º - DMU E.

A Figura 1 contempla os resultados globais entre os modelos. Neste estudo ficou evidente que, quando a regra de que o número de DMUs deve ser pelo menos três vezes maior que a soma do número de variáveis (*input, output*) não é atendida (COOPER; SIEFORD; TONE, 2006), a aplicação da GDPEA é uma solução elegante, e sem agregar grandes complexidades na análise final.

Cabe destacar que a DMU N na supereficiência ficou em 2º lugar no rank nos modelos (CCR e BCC), entretanto, nos modelos GPDEA a mesma foi muito ineficiente.

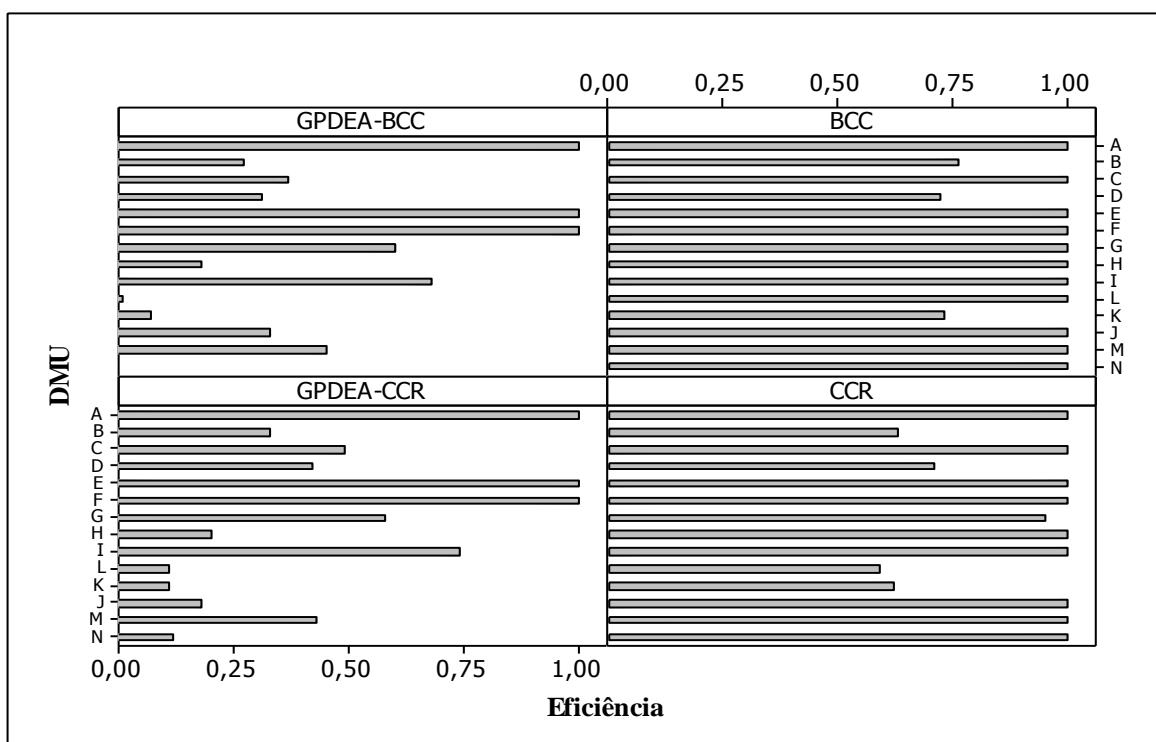


Figura 1: Comparação Global entre os Modelos

4. Conclusões e recomendações para futuras pesquisas

O objetivo geral e o específico foram plenamente atendidos e a aplicação da GPDEA mostrou-se viável e propiciando uma excelente discriminação das unidades de análise. Desta forma, o uso da GPDEA nas condições já comentada mostrou-se superior aos

modelos clássicos (CCR e BCC).

Sobre os pontos fracos e fortes de cada abordagem, nos modelos clássicos a eficiência é representada na função objetivo, pois estes modelos podem possuir dois tipos de orientação: aos produtos (saídas - *output*) ou a insumos (entradas - *input*) (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978 e BANKER; CHARNES; COOPER, 1984). Já na aplicação da GPDEA é necessário calcular a eficiência com a adição de uma nova equação, pois estes modelos não possuem este tipo de orientação.

A GPDEA tem como ponto forte a utilização de modelos multiobjetivos que proporcionaram maior discriminação dos dados analisados, entretanto, o fato destes modelos não possuírem orientação, tornou difícil a identificação dos Benchmarks.

Como propostas para futuras pesquisas seria a aplicação de modelos DEA multiestágios com a incorporação da Teoria dos Jogos.

Agradecimentos

CNPq e Capes

Referências

ATHANASSOPOULOS, A. D. (1995). Goal Programming e Data envelopment analysis (GoDEA) for target-based multi-level planning: Allocating central grants to the Greek local authorities. *European Journal of Operational Research*. vol.87, n.3,535-550.

BAL, H.; ÖRKÜ, H. H.; ÇELEBIOĞLU, S.(2010). Improving the discrimination power and weights dispersion in the data envelopment analysis. *Computers e Industrial Engineering*. vol. 37, n.1, 99-107.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. (1984) Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*. vol. 30, n.9, p.1078-1092.

BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C.(2002). Operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations e Production Management*. vol. 22, n.2, 241-264.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.(1962). Programming with linear fractional functional. *Naval Research Logistics Quarterly*, vol.9, n.3 e 4,181-185.

CHARNES, A.; COOPER, W.W.; RHODES, E.(1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, vol.2, n.6, 429-444.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M. e TONE, K. *Introduction to Data Envelopment Analysis and its uses: with DEA-Solver software and references*. 1.ed. New York: Springer, 2006.

JAMALNIA, A. e SOUKHAKIAN, M. A.(2009). A hybrid fuzzy goal programming approach with different goal priorities to aggregate production planning. *Computers e Industrial Engineering*. vol. 56, n. 4,1474-1486.

LI, X-B.; REEVES, G, R. (1999). A multiple criteria approach to data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*. vol. 115, n.3,507-517.

Romero, C.(2004). A general structure of achievement function for a goal programming model. *European Journal of Operational Research*. vol. 153, n.3, 675–686.

TAMIZ, M.; JONES, D. F.; EL-DARZI, E. (1995). A review of Goal Programming and its applications. *Annals of Operations Research*. vol. 58, n.1, 39-53.

TAMIZ, M; JONES, D.;e ROMERO, C. (1998). Goal programming for decision making: An overview of the current state-of-the-art. *European Journal of Operational Research*.vol.111, n.3, 569-581.

General Algebraic Modeling System (GAMS). <http://gams.com/dd/docs/solvers/cplex.pdf>. Acessado em 24/04/2012.

SILVA, A. F.; Ribeiro, I. M; LOPES, P. R.; MARINS, F. A. S. Método de Seleção de Variedades de Cana para o Plantio Utilizando a Programação de Metas e Análise por Envoltória de Dados. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2011, Belo Horizonte. ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2011.

SILVA, G. G. da Avaliação da Eficiência de Unidades de Manufatura Baseada na Análise Envoltória de Dados. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola Federal de Engenharia de Itajubá, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2008.

SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; MONTEVECHI, J. A. B.(2013). Multi-choice mixed integer goal programming optimization for real problems in a sugar and ethanol milling company. *Applied Mathematical Modelling*, vol. 37, n.9, 6146-6162.

URÍA, M. V. R.; CABALLERO, R.; RUIZ, F.; ROMERO, C.(2002). Meta-goal programming. *European Journal of Operational Research*, vol. 136, n.2, 422-429.

Yaghoobi M. A. e Tamiz, M. A. (2007). Method for solving fuzzy goal programming problems based on MINMAX approach. *European Journal of Operational Research*. vol. 177, n.3,1580–1590.