

PAULO ROBERTO MARCONDES DE ANDRADE LOPES

UTILIZAÇÃO DA PROGRAMAÇÃO POR METAS E ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE
DADOS PARA SELEÇÃO DE VARIEDADES DE CANA DE AÇÚCAR PARA PLANTIO
EM UMA USINA SUCROALCOOLEIRA.

Guaratinguetá

2012

PAULO ROBERTO MARCONDES DE ANDRADE LOPES

UTILIZAÇÃO DA PROGRAMAÇÃO POR METAS E ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE
DADOS PARA SELEÇÃO DE VARIEDADES DE CANA DE AÇÚCAR PARA PLANTIO
EM UMA USINA SUCROALCOOLEIRA.

Trabalho de Graduação apresentado ao Conselho de Curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, como parte dos requisitos para obtenção do diploma de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica.

Orientador: Prof. MSc Aneirson Francisco da Silva

Guaratinguetá

2012

Lopes, Paulo Roberto Marcondes de Andrade

L86 Utilização da programação por metas e análise por envoltória de dados
4u para seleção de variedades de cana de açúcar para plantio em uma usina
sucroalcooleira / Paulo Roberto Marcondes de Andrade Lopes –
Guaratinguetá : [s.n], 2012.

41 f : il.

Bibliografia: f. 37-40

Trabalho de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica –
Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de
Guaratinguetá, 2012.

Orientador: Prof. Dr. Aneirson Francisco da Silva

1. Pesquisa Operacional 2. Cana-de-açúcar I. Título

CDU 65.012.1

Dedico este Trabalho de modo especial aos meus pais, Roberto e Maria Auxiliadora, meu irmão Samuel e a todos que de alguma forma colaboraram para meu desenvolvimento durante o período da faculdade.

UTILIZAÇÃO DA PROGRAMAÇÃO POR METAS E ANÁLISE POR
ENVOLTÓRIA DE DADOS PARA SELEÇÃO DE VARIEDADES DE CANA DE
AÇÚCAR PARA PLANTIO EM UMA USINA SUCROALCOOLEIRA.

Paulo Roberto Marcondes de Andrade Lopes

ESTE TRABALHO DE GRADUAÇÃO FOI JULGADO ADEQUADO
COMO PARTE DO REQUISITO PARA A OBTENÇÃO DO DIPLOMA DE
GRADUADO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA

APROVADO EM SUA FORMA FINAL PELO CONSELHO DE CURSO
DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA

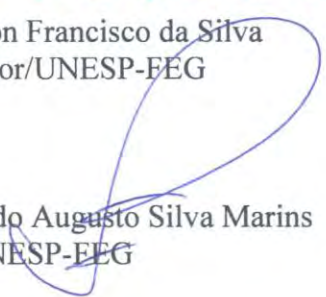


Prof. Dr. Francisco Alexandre de Oliveira
Coordenador

Banca examinadora:



Prof. Aneirson Francisco da Silva
Orientador/UNESP-FEG



Prof. Dr. Fernando Augusto Silva Marins
UNESP-FEG



Prof. Marco Aurélio Reis dos Santos
UNESP-FEG

Dezembro de 2012

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço aos meus pais, *Roberto e Maria Auxiliadora*, que sempre me incentivaram a procurar meu melhor a todo o momento.

Ao meu irmão *Samuel*, por me apresentar à Engenharia e estar sempre ao meu lado em momentos de alegria, lazer e dificuldades.

Aos meus tios *Edgard e Maria Aparecida*, bem como minha avó *Dona Santa* e toda minha família, os quais colaboraram para meu desenvolvimento.

Ao *Prof. MSc Aneirson Francisco da Silva*, por sua disposição, orientação e paciência neste Trabalho de Graduação.

Aos especiais amigos *Alex Ferrari, Gabriel Savioli, Gabriel Sasao e Guilherme Martin*, os quais não só tornaram os estudos mais fáceis e divertidos, como também sempre estiveram à disposição.

Aos amigos da *Turma de Produção de 2007*, por tornarem os estudos mais divertidos e os momentos vividos em Guaratinguetá inesquecíveis.

À *República Toa Toa*, por ter me acolhido em momentos de descontração e de estudos.

Aos amigos que conheci no intercâmbio realizado na Alemanha, por proporcionarem uma incrível experiência que levarei para o resto da minha vida.

Finalmente, agradeço a Deus, que sem dúvida nenhuma esteve comigo não só durante esse período, mas como em toda a minha vida.

"A imaginação é mais importante que o conhecimento. O conhecimento é limitado. A imaginação envolve o mundo."

Albert Einstein

LOPES, P. R. M. A. **Utilização da Programação por Metas & Análise por Envoltória de Dados para seleção de variedades de cana de açúcar para plantio em uma usina sucroalcooleira.** 2012. 41 f. Trabalho de Graduação (Graduação em Engenharia de produção mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2012.

RESUMO

Mudanças vêm ocorrendo na agroindústria brasileira da cana de açúcar nas últimas décadas. A gestão deste setor vem mudando devido à importância de seus produtos, em especial o etanol e a eletricidade, que vêm ganhando destaque nacional e internacional. Observa-se na literatura uma carência de estudos quantitativos, sobretudo a aplicação da avaliação de eficiência – DEA em problemas sucroalcooleiros, em especial na seleção de variedades de cana para plantio. Este estudo propõe a utilização de abordagens de Programação por Metas (*Goal Programming* – GP) em conjunto com Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) para selecionar variedades eficientes quanto ao plantio em uma usina de açúcar e álcool. O estudo permitiu a identificação de variedades de cana eficientes, desta maneira, auxiliando a usina a tomar decisões mais confiáveis, destarte, favorecendo o aumento da produtividade.

PALAVRAS-CHAVE: Programação por Metas, Análise por Envoltória de Dados, Seleção de Variedades de Cana.

LOPES, P. R. M. A. Use of Goal Programming & Data Envelopment Analysis for the selection of varieties of sugarcane to be planted in a sugar and ethanol milling company. 2012. 41 f. Final Monograph (Undergraduation in Procution Engineering) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2012.

ABSTRACT

Organizational change is occurring in the Brazilian agribusiness from sugar cane in recent decades. Aspects of management in this sector are being changed due to the importance of its products, especially ethanol and electricity. It is observed in the literature a lack of quantitative studies in this Brazilian sector, particularly the selection of sugarcane varieties for planting. This study proposes the use of Goal Programming (GP) with Data Envelopment Analysis (DEA) to select efficient varieties of sugarcane for planting in a sugar and ethanol milling company. The study allowed the identification of efficient sugarcane varieties. This way, it helped the company to make more reliable decisions, favoring the increase of productivity.

KEYWORDS: Goal Programming – GP, Data Envelopment Analysis – DEA, Selection of sugarcane varieties.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Classificação dos métodos de pesquisa quantitativa.	17
Figura 2 - Redimentos de escala: crescentes (a), constantes (b) e decrescentes (c).....	19
Figura 3 - Exemplo para avaliação de eficiência de Cooper, Seiford e Tone (2006).....	21
Figura 4 - Direções para melhoria da eficiência no modelo DEA.....	21
Figura 5 - Etapas do Trabalho.....	29
Figura 6 - Comparação da discriminação dos modelos.....	34
Figura 7 - Publicação no ENEGEP 2011.....	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Matriz de <i>Inputs</i> (X) e <i>Outputs</i> (Y) do problema	32
Tabela 2 - Eficiência das DMU's analisadas pelos modelos DEA e GPDEA.....	33

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	- <i>Analytic Hierarchy Process</i> .
BCC	- modelo de Banker, Charnes e Cooper.
CCR	- modelo de Charnes, Cooper e Rhodes.
CONAB	- Companhia Nacional de Abastecimento.
DEA	- <i>Data Envelopment Analysis</i> ou Análise por Envoltória de Dados.
DMU	- <i>Decision Making Units</i> ou Unidades Tomadoras de Decisão.
ENEGEP	- Encontro Nacional de Engenharia de Produção
GODEA	- <i>Goal Programming & Data Envelopment Analysis</i> .
GP	- <i>Goal Programming</i> ou Programação por Metas.
GPDEA	- <i>Goal Programming and Data Envelopment Analysis</i> .
IAA	- Instituto de Açúcar e Alcool.
MAPA	- Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento.
PO	- Pesquisa Operacional.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	14
1.1 Considerações iniciais.....	14
1.2 Objetivos.....	15
1.3 Justificativa.....	16
1.4 Material e métodos.....	17
1.5 Estruturação do trabalho.....	17
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	19
2.1 Teoria da produção.....	19
2.2 Programação Fracionária.....	22
2.3 Modelo DEA CCR.....	23
2.4 Modelo DEA BCC.....	24
2.5 Programação por Metas e Análise por Envoltória de Dados.....	24
3 DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA.....	29
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	33
5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS.....	35
5.1 Verificação dos objetivos.....	35
5.2 Sugestão para trabalhos futuros.....	36
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	37
ANEXO – PUBLICAÇÃO GERADA.....	41

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo tem como finalidade apresentar aspectos introdutórios a respeito do estudo em questão. Considerações iniciais são realizadas, seguindo-se dos objetivos do trabalho proposto e da justificativa e relevância do assunto. A estrutura do trabalho também será comentada nesta seção.

1.1 Considerações iniciais

O Brasil é um dos maiores produtores de açúcar do mundo, sendo ainda o segundo maior de álcool. Enquanto isso, em termos de exportação tanto de açúcar quanto de álcool, o Brasil é o principal país (SILVA et al., 2011).

Conforme a Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB, 2010) as quantidades processadas da cana de açúcar nas safras 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011. Os valores foram respectivamente 571,4; 612,2 e 651,5 milhões de toneladas. Percebe-se um aumento considerável ao se comparar com a safra 1998/1999, ano em que o setor processou 315,6 milhões de toneladas de cana, sendo transformadas em 13,9 milhões de metros cúbicos de álcool e 17,96 milhões de toneladas de açúcar, de acordo com informações do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento – MAPA (2008). Evidencia-se, desta maneira, como este mercado é dinâmico. Seu entendimento é, assim, muito importante. Deste modo, um aprimoramento de aspectos da gestão sucroalcooleira brasileira é necessário.

O segmento sucroalcooleiro apresenta ainda algumas características e particularidades que afetam de maneira importante o planejamento da produção das indústrias do setor. Paiva (2009) destaca alguns destes aspectos, como:

- O alto custo relativo à matéria prima, o qual representa cerca de 60% do custo dos produtos finais;
- A sazonalidade, isto é, a influência das estações do ano na produção;
- A perecibilidade após a colheita;
- Falta de acuracidade na determinação precisa de parâmetros que irão incorporar os modelos de planejamento.

Paiva e Morabito (2009) apontam ainda a falta de aplicações de métodos quantitativos em problemas da etapa industrial de usinas sucroalcooleiras, mesmo esta etapa sendo de grande importância e responsável por decisões críticas. Jamalnia e Soukhakian (2009) afirmam que os problemas do “mundo real” não são mais resolvidos pelas chamadas técnicas de Programação Matemática tradicionais, sendo necessária uma nova abordagem como, por exemplo, os chamados Métodos por Múltiplos Critérios.

O Método por Múltiplos Critérios mais utilizado e com vários exemplos e aplicações bem sucedidas é, segundo Uria et al. (2002), a Programação por Metas (*Goal Programming – GP*). Dentre estas inúmeras aplicações, não se encontra, entretanto, a utilização desta técnica em usinas de açúcar e álcool. Um dos primeiros trabalhos nesta área é o de Silva (2009), que utiliza a GP para modelar o planejamento agregado da produção de uma usina do setor.

Athanassopoulos (1995) e Bal, Örkücü e Çelebioğlu (2010) comentam que a Análise por Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis – DEA*) é uma importante ferramenta da Pesquisa Operacional (PO), com muitas aplicações nas mais distintas áreas, como saúde, educação, dentre outras. Os autores também afirmam que o uso do DEA permite aos gestores uma avaliação de um conjunto de unidades tomadoras de decisão (*Decision Making Units – DMU*), por meio de uma comparação de suas eficiências relativas.

1.2 Objetivos

O presente trabalho tem como objetivo geral avaliar a eficiência relacionada à escolha de variedades de cana de açúcar para plantio.

Como objetivo específico, deseja-se comparar os modelos DEA clássicos (modelos Banker, Charnes e Cooper – BCC e Charnes, Cooper e Rhodes – CCR) com o modelo GPDEA proposto por Bal, Örkücü e Çelebioğlu (2010).

1.3 Justificativa

O trabalho de Caballero, Gomez e Ruiz (2009) mostra que o uso em conjunto de GP e DEA pode ser interessante e bastante útil. Bal, Örkücü e Çelebioğlu (2010) desenvolveram a modelagem GPDEA, que aumenta o poder discriminante da DEA e auxilia em casos nos quais os modelos clássicos possuem limitação. Como exemplo, Cooper, Seiford e Tone (2006-2007) recomendam que, para utilizar os modelos clássicos de DEA (CCR e BCC, explicados adiante), o número de DMU's deve ser igual ou maior a três vezes a soma do número de variáveis de entrada e de saída (*Inputs e Outputs*, respectivamente).

Silva, Marins e Santos (2012) utilizaram a abordagem GPDEA na avaliação de eficiência de plantas mundiais de manufatura. Nota-se, conforme comentado anteriormente, uma carência da utilização da GP e também DEA em modelos que visem solucionar problemas reais sucroalcooleiros, sendo este um setor importante da economia brasileira.

A seguir são apresentados alguns trabalhos os quais aplicaram modelos quantitativos em problemas das indústrias de açúcar e álcool:

- Costa e Moll (1999) se utilizaram do método *Analytic Hierarchy Process* (AHP) para abordar a seleção de variedades de cana para plantio.
- Moraes et al. (2010) analisaram e avaliaram, por meio de um delineamento de experimentos de blocos, os desempenhos industriais e econômicos e parâmetros de progênies da cana de açúcar na fase inicial, com dez meses após o transplante.
- Os trabalhos de Paiva (2006 e 2009) e Paiva e Morabito (2007 e 2009) apresentam modelagens monobjetivo de otimização estocástica robusta para o planejamento agregado da produção de usinas do setor sucroenergético.

Desta forma, a importância do trabalho é justificada, pois o mesmo contribui cientificamente com a elaboração de novas aplicações para a Programação por Metas e a Análise por Envoltória de Dados. O estudo ainda possui contribuição tecnológica, pois emprega as modelagens GP e DEA em problemas reais.

1.4 Material e métodos

Segundo Bertrand e Fransoo (2002), o trabalho pode ser classificado como uma pesquisa aplicada, pois busca resolver problemas reais. Seu objetivo é empírico descritivo, pois o modelo desenvolvido descreve de forma adequada relações causais que podem existir na realidade, favorecendo a compreensão de processos reais. O problema é abordado de forma quantitativa, sendo a modelagem e otimização o método de pesquisa utilizado.

A Figura 1 apresenta um resumo da classificação dos métodos de pesquisa quantitativa:

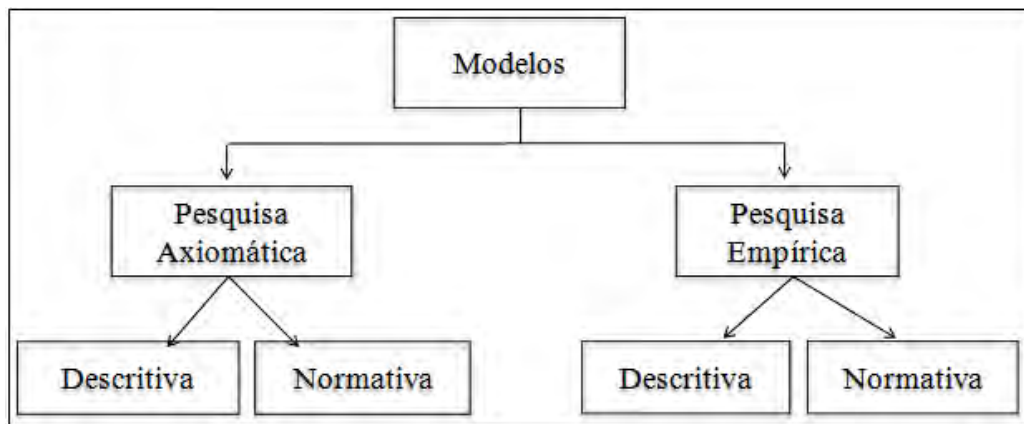


Figura 1 - Classificação dos métodos de pesquisa quantitativa. Fonte: Bertrand e Fransoo (2002)

Quando modelos de relações causais entre variáveis de controle e desempenho são desenvolvidos, analisados e testados, tem-se a pesquisa quantitativa. A pesquisa empírica descritiva tem como objetivo principal garantir um alinhamento entre o modelo proposto para determinada situação e as observações e ações da mesma, buscando descrever adequadamente as relações causais que possam existir na realidade, levando, assim, a um bom entendimento do processo analisado (BERTRAND e FRANSOO, 2002).

1.5 Estruturação do trabalho

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos. O Capítulo 1 discorre sobre a introdução, a justificativa e relevância do estudo e material e métodos utilizados no trabalho. O Capítulo 2 apresenta uma fundamentação teórica sobre os conceitos da teoria da produção e

Programação Fracionária, mostrando ainda os chamados modelos CCR e BCC e conceituando o uso em conjunto de GP e DEA. O Capítulo 3 contempla a descrição e modelagem do problema, informando sobre a coleta dos dados que foram utilizados no estudo. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos em quatro diferentes modelos e uma análise destes resultados do trabalho. O Capítulo 5 mostra as conclusões do estudo, além de trazer recomendações para pesquisas futuras. Finalmente, são apresentadas as referências bibliográficas utilizadas neste texto.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A seguir, será apresentada uma fundamentação teórica, passando por conceitos da teoria da produção, da Programação Fracionária e dos modelos BCC e CCR. Este capítulo ainda discorre sobre o uso em conjunto de GP e DEA, de modo a servir como base para melhor entendimento dos demais capítulos e do estudo proposto no presente trabalho.

2.1 Teoria da produção

Batista (2009) aponta que a produção de bens e/ou serviços é a função básica e principal de unidades produtivas. A teoria da produção procura mostrar como empresas podem tomar suas decisões por meio da minimização dos custos e como o volume produzido faz com que estes custos variem.

A isoquanta é uma maneira de representar e descrever as relações de produção quando se está analisando dois insumos. A isoquanta representa, de acordo com Pindyck e Rubinfeld (2002), as diferentes combinações possíveis entre os insumos que irão gerar um mesmo volume de produção. Isso pode ser visto na Figura 2, que traz também os diferentes tipos de rendimentos ou retornos de escala. Tomando-se como exemplo o a Figura 2(a), são observadas três distintas isoquantas, com valores de 100, 300 e 700. Isso significa, por exemplo, que, na isoquanta de 100, qualquer combinação de valores X_1 e X_2 contida na curva irá ter como resultado a produção de 100. Um exemplo é a combinação $X_1 = X_2 = 2$.

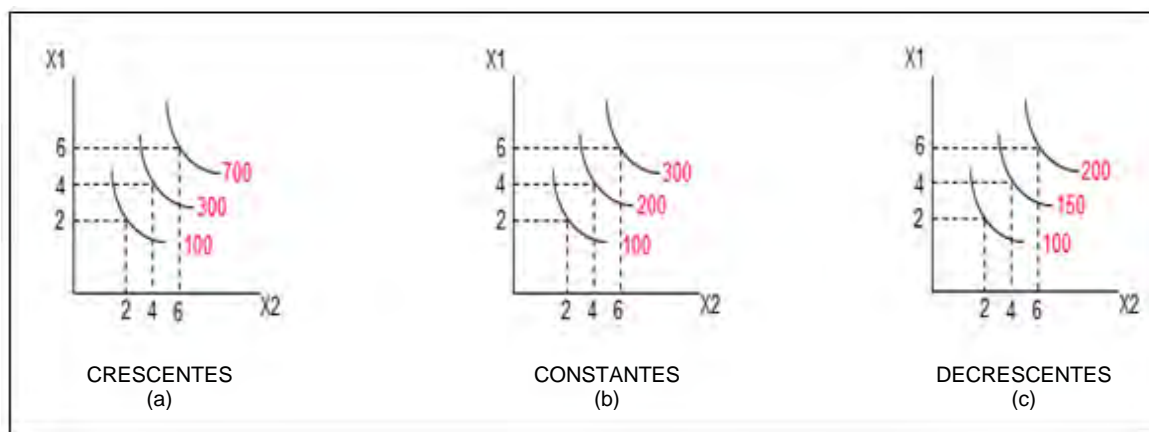


Figura 2 - Rendimentos de escala: crescentes (a), constantes (b) e decrescentes (c). Fonte: Pindyck e Rubinfeld (2002)

Continuando ainda com este exemplo, ao se dobrar os insumos X_1 e X_2 , ou seja, $X_1 = X_2 = 4$, percebe-se que o volume produzido agora passa a ser 300, que é três vezes maior que o inicial de 100 unidades. Esta situação é caracterizada como rendimentos crescentes de escala, na qual a produção cresce proporcionalmente mais que o crescimento dos insumos. A Figura 2(b) apresenta os chamados rendimentos constantes de escala, ou seja, quando os insumos são dobrados, dobra-se também a produção. Vale ressaltar também que caso os insumos sejam agora apenas metade, a produção também acompanhará esta mudança e será metade. Por fim, a Figura 2(c) apresenta rendimentos decrescentes de escala. Neste caso, a alteração da produção não acompanha a alteração dos produtos (para este caso, quando os insumos são dobrados, a produção aumenta em 50% apenas).

Bal, Örkücü e Çelebioğlu (2010) comentam o destaque da DEA ao comparada com outras modelagens quantitativas para apoio aos gestores para tomadas de decisão. Este tema foi abordado pela primeira vez por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), os quais elaboraram uma modelagem para avaliar programas públicos por meio de uma nova medida de desempenho.

Segundo Cooper, Seiford e Tone (2006-2007), as variáveis de entrada e de saída de cada DMU do modelo DEA devem atender alguns critérios, que são apresentados a seguir:

- As variáveis e DMU's devem ser escolhidas de modo a representar o interesse dos gestores. Exemplos de DMU's são: escolas, departamentos, cidades, hospitais. Neste estudo, as DMU's serão as diferentes variedades de cana de açúcar estudadas;
- Para cada entrada e saída deve haver dados numéricos positivos;
- Deve-se optar se possível, por um número menor de entradas comparado ao de saídas;

A fim de se garantir um melhor entendimento da ferramenta, será explicado agora um exemplo com oito DMU's (de A até H), uma variável de entrada (Número de Funcionários) e uma de saída (Vendas), de Cooper, Seiford e Tone (2006). A Figura 3 traz os resultados da produtividade de cada DMU. Em outras palavras, a razão saída por entrada.

Observa-se que somente a DMU B é eficiente. Observa-se também que a reta em vermelho delimita a fronteira eficiente, que ainda mostra que a DEA envolve todas as DMU's. As demais DMU's são consideradas ineficientes.

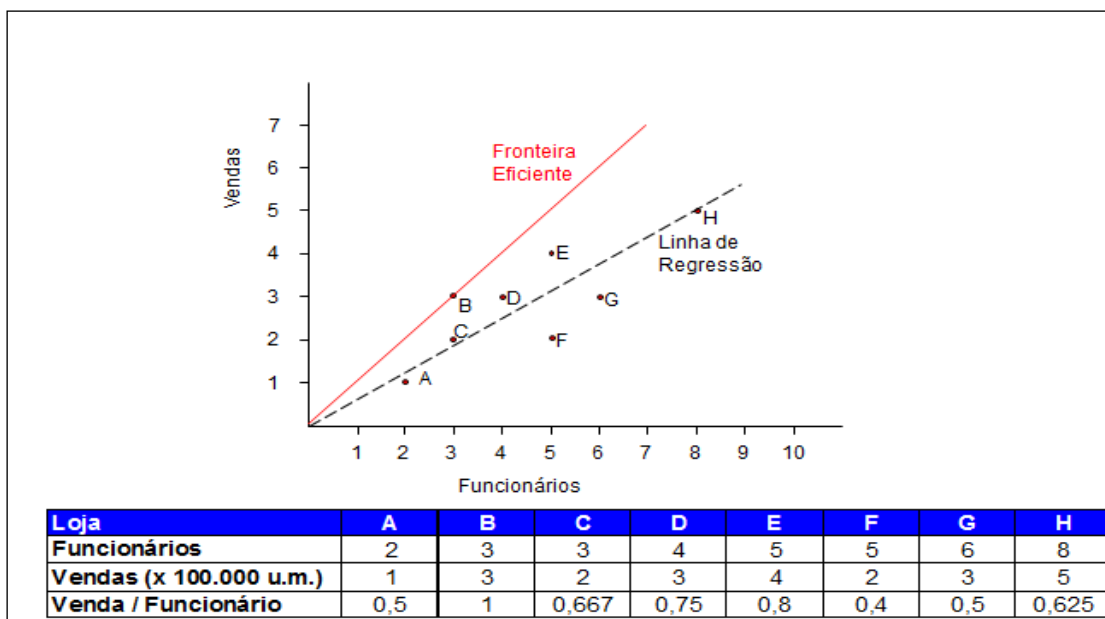


Figura 3 - Exemplo para avaliação de eficiência de Cooper, Seiford e Tone (2006)

Este quadro pode ser alterado de três maneiras distintas. Em outras palavras, de acordo com Mello et al. (2005) e Santos, Marins e Salomon (2011), para uma unidade ineficiente se tornar eficiente, pode-se agir basicamente de três maneiras, que são contempladas na Figura 4.

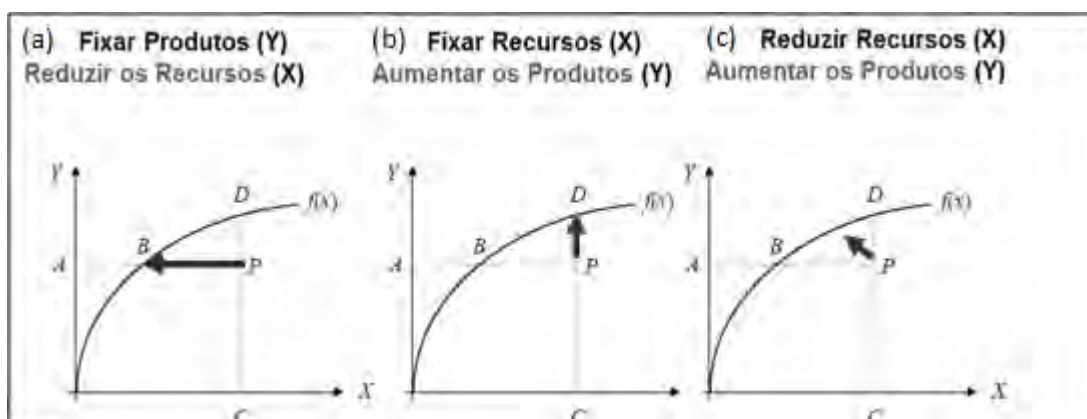


Figura 4 - Direções para melhoria da eficiência no modelo DEA. Fonte: Santos, Marins e Salomon (2011).

O caso (a) da Figura 4 é conhecido como orientação a *input*, ou seja, orientação às entradas. A ideia aqui é a minimização das entradas, ao mesmo tempo em que as saídas são pelo menos mantidas. O caso (b) é conhecido como orientação a *output*, ou seja, orientação às saídas. Seu funcionamento é análogo ao primeiro caso, entretanto o objetivo aqui é a maximização das saídas e a manutenção dos níveis de entrada.

Uma combinação destas duas orientações consiste no caso (c), resultando nos modelos conhecidos como baseados em folgas (*Slack Based Measure*) ou Aditivos (*Additive Models*). Neste caso, procura-se ao mesmo tempo minimizar os níveis de entrada e maximizar os níveis de saída.

2.2 Programação Fracionária

A seguir, as expressões (1) – (4) representam o modelo de eficiência proposto por Charnes, Cooper e Rhodes (1978):

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

s.a:

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

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

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

Sendo que:

- j representa o índice da DMU, sendo que $j=1, \dots, n$;
- r é o índice da saída, sendo que $r = 1, \dots, s$;
- i é o índice da entrada, com $i = 1, \dots, m$;
- 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 dado para a r -ésima saída;
- v_i é o peso dado para a i -ésima entrada,
- w_o é a eficiência relativa da DMU_o, ou seja, a DMU que está sendo avaliada;

- x_{r0} e y_{i0} são respectivamente, os coeficientes tecnológicos das matrizes de entradas ou *inputs* e saídas ou *outputs* da DMU que está sob análise – DMU_o .

Vale ressaltar que a expressão (2) garante que a eficiência não pode ser maior que 1 (normalização). Em outras palavras, o maior valor de eficiência para uma determinada DMU é 1. Sendo assim, caso $w_o = 1$, a DMU_o é eficiente comparada às demais unidades avaliadas pelo modelo. Quando $w_o < 1$, a DMU sob avaliação é então considerada ineficiente. Contudo, este modelo é conhecido por Programação Fracionária, cuja característica é de possuir infinitas soluções ótimas, sendo assim, de difícil tratamento.

2.3 Modelo DEA CCR

É ainda um ponto a ser destacado o fato da não linearidade do modelo anterior, conforme pode ser observada a expressão (1). Este é um caso da Programação Fracionária. Entretanto, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) linearizaram este modelo, que é conhecido como CCR ou de Retornos de Escala Constantes. Este modelo é apresentado a seguir pelas expressões (5) – (9):

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

S.a:

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

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

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

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

Este modelo possui uma única solução ótima, e, portanto, pode ser tratado com algoritmos tradicionais de Programação Linear.

2.4 Modelo DEA BCC

Banker, Charnes e Cooper (1984) propuseram um novo modelo DEA, que ficou conhecido como modelo BCC. A ideia e diferença deste modelo para o CCR é a presença de uma restrição de convexidade, sendo que combinações convexas das unidades eficientes formam a fronteira. Com isso, o modelo passou a admitir retornos não constantes ou variáveis de escala (FRIED, LOVELL e SCHMIDT, 2008). O modelo BCC é apresentado a seguir por (10) – (15):

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

S.a:

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

$$\sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{r0} - \sum_{i=1}^m v_i \cdot x_{io} + c_0 \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

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

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

$$c_o \text{ livre} \quad (15)$$

Observa-se, aqui, que o modelo BCC apresenta uma variável c_o , a qual é irrestrita de sinal. Esta variável indica os retornos não constantes de escala. Banker, Charnes e Cooper (1984) comentam ainda que uma DMU considerada eficiente pelo modelo dos retornos constantes de escala (CCR) será também eficiente no modelo BCC. Destaca-se aqui que o inverso, entretanto, não ocorre necessariamente.

2.5 Programação por Metas e Análise por Envoltória de Dados

Conforme comentado anteriormente, a DEA proporciona uma avaliação de desempenho. Quando há um desejo de se incluir metas nessa avaliação de desempenho, o modelo GP pode ser utilizado em conjunto com esta técnica, formando o modelo *Goal Programming & Data Envelopment Analysis* – GoDEA (ATHANASSOPOULOS, 1995). Este modelo foi inicialmente

elaborado para auxiliar autoridades locais da Grécia no problema da reorganização da alocação de fundos centrais. Vale ainda destacar que a abordagem GoDEA não é a aplicada neste trabalho.

Um novo modelo utilizando as duas técnicas foi proposto por Bal, Örkücü e Çelebioğlu (2010), os quais integraram a GP com a DEA no modelo denominado GPDEA. Foi trabalhada pelos autores a oportunidade da associação destas duas técnicas para aplicação em casos que o número de unidades de análise (DMU) não é tão elevado comparado com o número de variáveis de entrada e saída. A literatura recomenda que o número de DMU's deve ser maior ou igual a três vezes o número total de variáveis de entrada e de saída (COOPER, SEIFORD e TONE, 2006-2007). Quando esta recomendação não é seguida, os modelos DEA apresentam redução de poder discriminante. Em outras palavras, estes modelos não proporcionarão uma boa discriminação dos dados neste cenário. Esta abordagem proposta é derivada de um modelo multiobjetivo DEA proposto por Li e Reeves (1999). O modelo de Li e Reeves é descrito a seguir pelas expressões (16) – (22):

$$\min d_o \left(\text{ou } \max \sum_{r=1}^s u_r \cdot y_{r0} \right) \quad (16)$$

$$\min M$$

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

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1 \quad (17)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} - \sum_{i=1}^m v_i x_{io} + d_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

$$M - d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (20)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (21)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (22)$$

Sendo:

- d_o a variável de desvio para a DMU_o;
- 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, Örkücü e Çelebioğlu (2010) adaptaram este modelo, associando metas a estas três funções objetivo. Com isso, foram desenvolvidos dois modelos: GPDEA-CCR e GPDEA-BCC. Estes dois novos modelos são apresentados a seguir e representados, respectivamente por (23) – (31) e (32) – (41):

Modelo GPDEA-CCR

$$\min \left(d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_j d_{3j} + \sum_j d_j \right) \quad (23)$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1 \quad (24)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + d_2^- - d_2^+ = 1 \quad (25)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} - \sum_{i=1}^m v_i x_{io} + d_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (26)$$

$$M - d_j + d_{3j}^- - d_{3j}^+ = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (27)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (28)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (29)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (30)$$

$$d_i \geq 0, \quad d_{3j}^-, d_{3j}^+ \geq 0. \quad (31)$$

Sendo:

- d_1^- a variável de desvio indesejável para menos para a meta que restringe a soma ponderada das entradas ao valor de 1 (100%).
- d_1^+ a variável de desvio indesejável para mais para a meta que restringe a soma ponderada das entradas ao valor de 1 (100%);

- d_2^- a variável de desvio desejável para a meta que restringe a soma ponderada das saídas a ser menor ou igual a 1 (100%);
- d_2^+ a variável de desvio indesejável para a meta que restringe a soma ponderada das saídas a ser menor ou igual a 1 (100%);
- M o desvio máximo;
- d_{3j}^- a variável de desvio indesejável para menos da DMU_{*j*} para a meta que tem M como o desvio máximo;
- d_{3j}^+ a variável de desvio desejável para mais da DMU_{*j*} para a meta que tem M como o desvio máximo.

A seguir, apresenta-se o modelo GPDEA-BCC:

GPDEA-BCC

$$\min \left(d_1^- + d_1^+ + d_2^- + d_2^+ + \sum_j d_{3j}^- + \sum_j d_{3j}^+ \right) \quad (32)$$

S.a:

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1 \quad (33)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + c_0 + d_2^- - d_2^+ = 1 \quad (34)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} + c_0 + d_j = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (35)$$

$$M - d_j + d_{3j}^- - d_{3j}^+ = 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (36)$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s. \quad (37)$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (38)$$

$$d_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (39)$$

$$d_i \geq 0, \quad d_{3j}^-, d_{3j}^+ \geq 0. \quad (40)$$

$$c_0 \text{ livre} \quad (41)$$

Cabe destacar que a formulação da função objetivo no modelo de Bal, Örcü e Çelebioğlu (2010) está errada, devendo ter ocorrido algum erro de digitação. Tal erro está vinculado ao usar da variável de desvio d_2^+ na função objetivo, pois o que é indesejável é a variável d_2^- , que está associada à ineficiência (SILVA et al., 2011). Esta nova função objetivo é mostrada na expressão (42)

$$\min \left(d_1^- + d_1^+ + d_2^- + \sum_j d_{3j} + \sum_j d_j \right) \quad (42)$$

3 DESCRIÇÃO E MODELAGEM DO PROBLEMA

A Figura 5 mostra as fases deste trabalho, as quais são comentadas e explicadas a seguir:

1. Identificação do problema – Como avaliar a eficiência de variedades de cana de açúcar para o plantio?

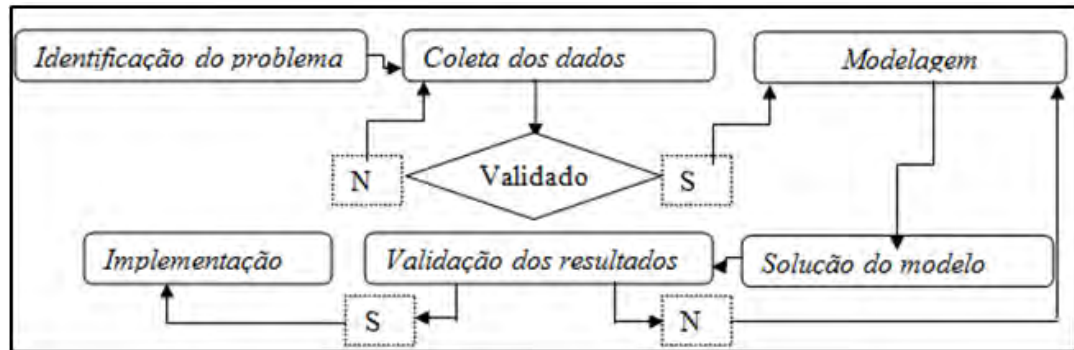


Figura 5 - Etapas do Trabalho. Fonte: Silva et al. (2011).

2. Coleta de dados – Os dados foram obtidos por meio de relatórios e informações agrícolas de uma usina de cana de açúcar escolhida, bem como pelo uso de sites especializados;
3. Modelagem – A modelagem contempla decisões a respeito da seleção das variedades de cana de açúcar para plantio;
4. Experimento – Foi utilizada a linguagem de modelagem *General Algebraic Modeling System* GAMS 23.6.5.
5. Validação dos resultados – realizada com apoio de gestores.
6. Implementação – Foge do escopo deste trabalho, pois se trata de uma decisão da usina.

Na primeira fase – Identificação do problema – foi procurado entender o ambiente sucroalcooleiro e seus processos. Foram identificados nesta etapa os parâmetros que deveriam compor o modelo. Assim, foram definidas as variáveis de entrada e de saída, bem como as DMU's desta modelagem.

Vale ressaltar ainda que existe uma medida de rendimento denominada Pol (pol%). Esta medida é comumente utilizada pelas usinas, pois avalia a cana de açúcar em termos de teor de sacarose.

Diferentes variedades da cana possuem, também, diferentes exigências de solo. Outra questão importante de ser comentada é a resistência da cana de açúcar contra pragas, aspecto que tem parcela na decisão da seleção entre duas ou mais variedades.

A segunda fase – Coleta de dados – teve como resultados informações a respeito de dez variedades de cana. Estas variedades serão descritas a seguir, abrangendo desde aspectos gerais a informações julgadas relevantes para o trabalho. As informações são do Programa de Melhoramento Genético da Cana de Açúcar – PMGCA.

- RB835486: variedade de touceiramento ralo, mas colmos de diâmetro que varia de médio a grosso, com cera abundante. A coloração é verde arroxeada. Sua adaptabilidade é boa, assim como a riqueza, mas locais muito favoráveis à ferrugem devem ser evitados para melhores resultados.
- RB928064: possui boa colheitabilidade, com regularidade na velocidade de crescimento, além de porte médio. Variedade de grande vigor, sendo uma ótima opção a colheita mecanizada. Possui alta exigência de ambientes, devendo ser, se possível, manejada em ambientes com alta fertilidade.
- RB835054: variedade de touceiramento e colmos de diâmetro médio, com coloração verde clara. Possui de média a elevada exigência de ambientes. Entretanto, destaca-se pela alta produtividade agroindustrial, bem como pela dificuldade na ocorrência do florescimento.
- RB855035: de mesmo modo que a variedade anterior, seu touceiramento é considerado médio. Seus colmos são, todavia, de diâmetro um pouco maior – de médio a grosso – e cor amarelada. Uma característica negativa é a susceptibilidade à ferrugem. Entre os destaques, é uma cana precoce e que possui uma boa adaptação à fertilidade mediana de solos.
- RB72454: possui colmos eretos com coloração verde clara e diâmetro considerado médio. Seu touceiramento é também médio. É uma variedade muito estável, bastante produtiva agricolamente e ainda com elevada adaptabilidade. Solos com argilosidade em um maior grau representam riscos, principalmente se este tipo for plantado em épocas frias, o que não é recomendado.
- RB855536: variedade com bom touceiramento e de coloração verde arroxeada de seus colmos, que são de diâmetro médio. Como destaques, esta variedade apresenta elevada produtividade agroindustrial, ausência de florescimento e, ainda, ótima colheitabilidade. A exigência em ambientes é uma desvantagem, pois é alta.

- RB855113: este tipo apresenta alto touceiramento e colmos de diâmetro médio e cor verde amarelada. Possui alta produtividade agroindustrial, com lento desenvolvimento. Não é aconselhável realizar uma colheita tardia.
- RB845257: assemelha-se à RB855113 em termos de touceiramento, diâmetro de colmos e coloração. Como pontos fortes, tem elevada produtividade industrial, boa colheitabilidade e brotação. Possui, entretanto, alta exigência de ambientes, bem como especial necessidade de água.
- RB925211: variedade com colmos de diâmetro médio e cor verde amarelada. Vale destacar que esta coloração pode passar a ser de tom roxo amarelado devido exposição ao sol. Tem como características um médio desenvolvimento e elevada produtividade, e ainda alto teor de sacarose. Como desvantagens, esta variedade não se desenvolve corretamente quando plantada em ambientes de baixo potencial. Recomenda-se colher no fim de safra.
- RB855546: apresenta bom touceiramento e colmos com diâmetro que varia entre médio e grosso, arroxeados. Apresenta também ótima resposta a maturadores. Sua exigência em ambientes é, contudo, elevada.

Foram também definidas as variáveis de entrada X (*inputs*) e as variáveis de saída Y (*outputs*) a serem utilizadas na modelagem do estudo. As variáveis de entrada X são apresentadas e descritas a seguir:

- X_1 : representa a susceptibilidade às pragas das variedades de cana de açúcar do estudo. Para tanto, foi realizada uma hierarquização considerando as resistências das mesmas apresentadas no catálogo do PMGCA, em estudo que mostra o comportamento dos tipos de cana conforme certas variações de pragas. A partir destas informações, foi realizada uma fração entre o número de pragas que tal variedade é resistente pelo total de tipos de pragas estudadas. Quando este valor é invertido, é obtida assim sua susceptibilidade.
- X_2 : aponta a exigência de solo da variedade analisada. Esta é uma variável inteira e seus valores variam entre 1 e 5, em ordem crescente de necessidade de solo. Em outras palavras, uma variedade com valor 1 possui menos exigência de solo que outra com valor 2, por exemplo. Os valores 1, 3 e 5 podem ser entendidos como, respectivamente, baixa, média e elevada exigência de solos, enquanto os demais são valores intermediários.
- X_3 : momento de corte da variedade de cana, isto é, o período decorrido entre o plantio desta e seu corte.

A seguir, são explicitadas as duas variáveis de saída Y do trabalho:

- Y_1 : taxa de cana produzida, em toneladas por hectare (TCH) da variedade estudada.
- Y_2 : taxa da Pol por hectare (TPH) da variedade analisada.

A Tabela 1 mostra os *inputs*, *outputs* e DMU's do trabalho, representando, assim, uma matriz DEA.

Vale ressaltar que não é comum incorporar os custos por variedade de cana em usinas sucroalcooleiras, considerando-se, normalmente, o custo global da etapa de plantio.

O *software General Algebraic Modeling System* (versão 23.6.5 com *solver* CPLEX versão 12.2.1) foi utilizado para realização da modelagem e otimização do problema tratado neste presente trabalho. Mais informações acerca deste programa podem ser encontradas por meio do *link* <http://gams.com/dd/docs/solvers/cplex.pdf>.

Tabela 1- Matriz de *Inputs* (X) e *Outputs* (Y) do problema

DMU	X ₁	X ₂	X ₃	Y ₁	Y ₂
RB 83 5486-P	1,5	2	3,53	75,90	15,5
RB 92 8064-M	1,5	4	1,51	94,17	15,5
RB 83 5054-P	1,2	4	2,95	78,52	16,5
RB 85 5035-P	1,5	2	1,72	90,84	14,5
RB 72 454-T	3	3	3,33	76,58	16,5
RB 85 5536-T	1	5	3,23	79,16	18
RB 85 5113-M	1,2	3	5,88	64,78	17,5
RB 84 5257-M	1	5	6,84	64,54	17,5
RB 925211-P	1	3	1,13	101,31	15,5
RB 85 5546-T	1	5	5,00	67,00	17

Este trabalho abordou tanto uma modelagem DEA como uma modelagem GPDEA para selecionar variáveis eficientes. Ainda, foi realizada uma comparação entre estes dois tipos de modelos. A seguir, são apresentados os resultados deste trabalho e suas respectivas análises.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A Tabela 2 apresenta os resultados de eficiência das variedades de cana para os modelos tradicionais e também para a abordagem GPDEA. Como destaque, pode ser citado o fato de que apenas duas DMU's não foram consideradas eficientes pela modelagem BCC, enquanto este número cresce para cinco nos resultados do modelo CCR. Vale ressaltar ainda que, conforme esperado, toda DMU que apresentou eficiência igual a 1 no modelo CCR também apresentou este valor no modelo BCC.

Tabela 2 - Eficiência das DMU's analisadas pelos modelos DEA e GPDEA.

DMU	Eficiência			
	BCC	BCC	GPDEA-CCR	GPDEA-BCC
1	1	1	1	0,9315
2	0,7495	0,7498	0,7177	0,7485
3	0,8639	0,8716	0,8172	0,8716
4	1	1	0,9563	0,8094
5	0,7444	1	0,6095	1
6	1	1	0,8049	1
7	1	1	1	1
8	0,9722	1	0,7597	0,7104
9	1	1	1	1
10	0,9444	1	0,7491	0,7182

Os resultados dos modelos GPDEA também podem ser observados na Tabela 2. Como destaque, pode ser citado o número de variedades consideradas eficientes por estes modelos. Vale ressaltar que este número é menor que nos casos anteriores, sendo três consideradas eficientes pela modelagem GPDEA-CCR e quatro pelo modelo GPDEA-BCC.

A Figura 6 compara a discriminação dos quatro modelos, apresentando a frequência dos valores de eficiência para cada uma das modelagens do estudo.

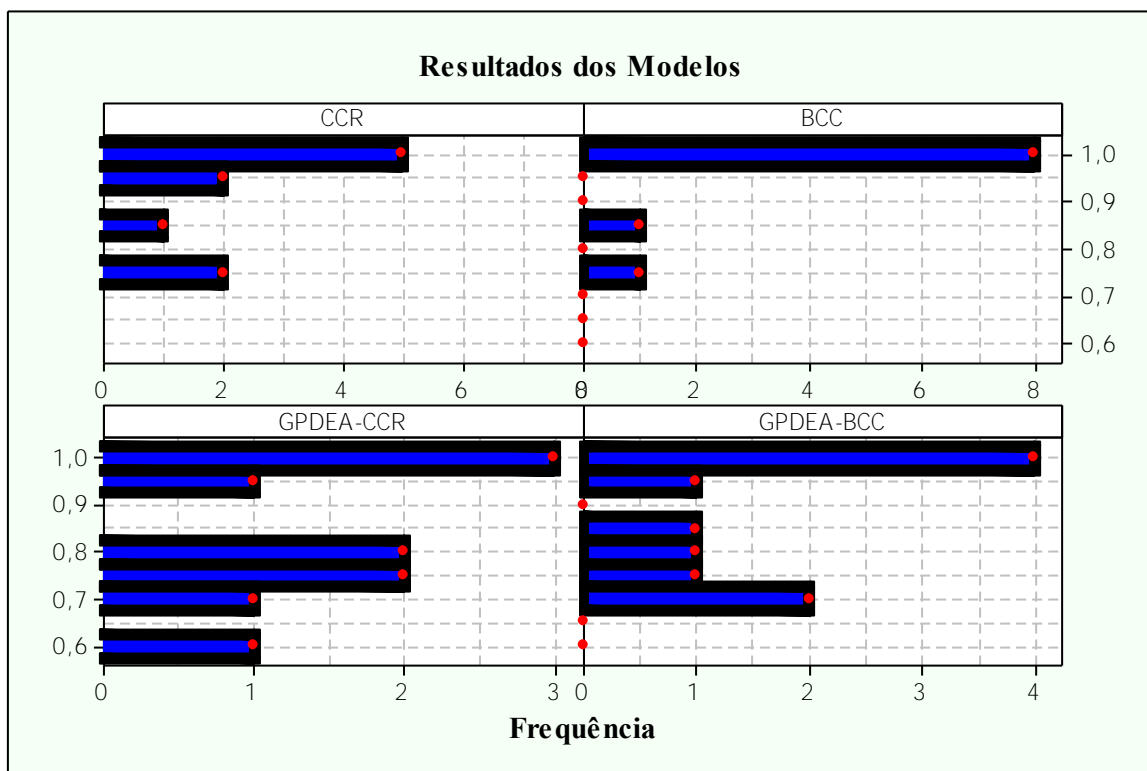


Figura 6 - Comparação da discriminação dos modelos.

Conforme Cooper, Seiford e Tone (2006-2007) comentam, para utilizar os modelos clássicos de DEA (CCR e BCC), o número de DMU's deve ser igual a pelo menos três vezes a soma do número de variáveis de entrada e de saída. Percebe-se neste estudo que, para utilizar os modelos clássicos, o número de DMU's deveria ser igual ou superior a 15, o que corrobora o uso da GPDEA no problema em questão.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

5.1 Verificação dos objetivos

Conforme comentado, o DEA tem poder discriminante reduzido quando o número de DMU's a serem analisadas não é igual ou maior a três vezes a soma das variáveis de entrada e de saída. Percebe-se, da Tabela 2 e da Figura 6 que a GP auxiliou neste problema, tornando menos DMU's eficientes.

Também da Figura 6, pode ser observado que o modelo GPDEA-CCR possuiu melhor discriminação ao comparado com o modelo CCR. Enquanto no CCR 50% das DMU's foram consideradas eficientes, apenas 30% foram consideradas na GPDEA-CCR.

Ainda, é possível observar a maior discriminação do modelo GPDEA-BCC comparado ao modelo BCC, com 40% e 80% das DMU's consideradas eficientes, respectivamente.

Quanto aos resultados obtidos neste trabalho, de acordo com especialistas da usina consultados, é mais adequado e assim proposto utilizar os resultados obtidos por meio do modelo GPDEA-CCR, o qual possuiu uma maior discriminação, sendo, ainda, mais condizente com a experiência dos gestores da usina quanto à seleção das variedades de cana de açúcar.

A combinação da Programação por Metas e da Análise por Envoltória de Dados no modelo GPDEA se tornou interessante tanto para propor medida de desempenho das variedades quanto para aumentar o poder de discriminação da DEA, auxiliando na tomada de decisões mais confiáveis. Vale ressaltar, entretanto, que, como a GPDEA não possui orientação na função objetivo devido à incorporação das variáveis auxiliares de desvio, torna-se difícil estimar os *benchmarks*.

Vale ressaltar que este trabalho se iniciou em 2011 e é resultado de uma pesquisa de iniciação científica e uma tese de doutorado do autor e do orientador, respectivamente. Como resultado adicional deste trabalho, pode-se citar a elaboração e publicação de artigo a respeito do tema no XXXI Encontro Nacional de Engenharia de Produção – ENEGEP, realizado em 2011 na cidade de Belo Horizonte (MG). Ainda, foi submetido um artigo para a revista Engenharia Agrícola em Agosto de 2011. O desenvolvimento deste Trabalho de Graduação se deu apenas em 2012 devido a uma viagem de intercâmbio por parte do autor.

5.2 Sugestão para trabalhos futuros

Para futuras pesquisas, recomenda-se:

- Aumento do número de DMU's utilizadas, uma vez que há um grande número de variedades de cana de açúcar disponíveis;
- Análise e comparação da atribuição dos pesos pelos modelos DEA tradicionais e os modelos GPDEA;
- Incorporação de informações de custos como variável de entrada do problema (*input*, X), procurando uma melhor caracterização das variedades de por meio destes custos envolvidos com o plantio;
- Aplicação de modelos DEA multiestágio;
- Incorporação da teoria dos jogos, a fim de se aumentar o poder de análise.
- Incorporação de maiores informações no modelo, buscando uma melhor representação da realidade.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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

BAL, H.; ÖRKÇÜ, H. H.; ÇELEBIOĞLU, S. Improving the discrimination power and weights dispersion in the data envelopment analysis. **Computers & Industrial Engineering**, v. 37, n. 1, p. 99-107, 2010.

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

BATISTA, F. D.; Metodologia Para O Uso Da Análise Por Envoltória De Dados No Auxílio À Decisão. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). Escola Federal de Engenharia de Itajubá, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2009.

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

CABALLERO, R.; GOMEZ, T.; RUÍZ, F. Goal Programming: Realistic Targets for the Near Future. **Journal of Multi-Criteria Decision Analysis**, v. 16, n. 3-4, p. 79-110, 2009.

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

CONAB (Companhia Nacional de Abastecimento):Relatório Técnico. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/conabweb/download/safra/1cana_de_acucar.pdf>. Acesso em: 05 mar. 2011.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Introduction To Data Envelopment Analysis And Its Uses: With Dea-Solver Software And References.**1.Ed. New York: Springer, 2006.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text With Models, Application, References And Dea-Solver Software.**2.Ed. New York: Springer Science+Business Media, 2007.

COSTA, H. G.; MOLL, R. N. Emprego do Método de Análise Hierárquica (AHP) na seleção de variedades para o plantio de cana de açúcar. **Revista Gestão&Produção**, v. 6, n. 3, p. 243-256, 1999.

FRIED, H. O.; LOVELL, K. C. A.; SCHMIDT, S. S.**The measurement of productive efficiency and productivity growth.**1.ed.New York: Oxford University Press, 2008.

GENERAL ALGEBRAIC MODELING SYSTEM (GAMS).Disponível em: <<http://gams.com/dd/docs/solvers/cplex.pdf>>. Acessoem: 24 abr. 2010.

JAMALNIA, A.; SOUKHAKIAN, M. A.A hybrid fuzzy goal programming approach with different goal priorities to aggregate production planning.**Computers& Industrial Engineering**., v. 56, n. 4, p. 1474-1486, 2009.

LI, X-B.; REEVES, G. R. A multiple criteria approach to data envelopment analysis. **EuropeanJournalofOperationalResearch**, v. 115, n. 3, p. 507-517, 1999.

MELLO, J. C. C. B. S., MEZA, L. A., GOMES, E. G. E NETO, L. B. Curso De Análise De Envoltória De Dados. In: **Simpósio Brasileiro De Pesquisa Operacional**, 37. Gramado. Anais: Sociedade Brasileira De Pesquisa Operacional, p. 2520-2547. 2005.

MORAES, M. F. et al. Avaliação Agroindustrial e Parâmetros Genéticos de Progênies de Cana-De-Açúcar em Fase Inicial na Zona Canavieira do Litoral Norte de Pernambuco. **Ciência e Agrotecnologia**, v. 34, n. 5, p. 1086-1092, 2010.

PAIVA, R. P. O. **Modelagem do planejamento agregado da produção em usinas cooperadas do setor sucroenergético utilizando programação matemática e otimização robusta**. 2009. Dissertação (Doutorado em Engenharia de Produção) – Departamento de Engenharia de Produção, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2009.

PAIVA, R. P. O. **Um modelo baseado em seleção de processos e dimensionamento de lotes para o planejamento agregado da produção em usinas de açúcar e álcool**. 2006. 182 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Departamento de Engenharia de Produção, Universidade Federal de São Carlos, São Carlos, 2006.

PAIVA, R. P. O.; MORABITO R. An optimization model for the aggregate production planning of a Brazilian sugar and ethanol milling company. **Annals of Operations Research**, v. 169, n. 1, p. 117-130, 2009.

PAIVA; R. P. O; MORABITO; R..Um modelo de otimização para o planejamento agregado da produção em usinas de açúcar e álcool. **Gestão & Produção**, v.14, n.1, p. 25-41, 2007.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Microeconomia**. Quinta Edição. São Paulo: Prentice Hall, 2002.

Programa de Melhoramento Genético da Cana de Açúcar. Disponível em: http://pmgca.dbv.cca.ufscar.br/dow/VarietiesRB_2008.pdf>. Acesso em: 15 abr. 2011.

SANTOS, M. A.; MARINS, F.A. S.; SALOMON, V. A. P. A Utilização da Função Arbitragem de Nash nos Modelos DEA CCR: Uma abordagem na orientação combinada input/output sob a ótica da Teoria dos Jogos de Barganha. Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional- SBPO-2011.

SILVA, A. F. Modelagem Do Planejamento Agregado Da Produção De Uma Usina Sucroalcooleira. 2009. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Escola Federal de Engenharia de Itajubá, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2009.

SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S.; SANTOS, M. V. B.; Programação Por Metas E Análise Envolvória De Dados Na Avaliação Da Eficiência De Unidades Mundiais De Manufatura, In: **Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, 2012, Bento Gonçalves.

SILVA, A. F.; RIBEIRO, I. M.; LOPES, P. R. & MARINS, F. A. S. Uma Investigação Sobre Os Modelos De Programação De Metas Determinístico E Sob Incerteza: Aplicação A Problemas De Planejamento Agregado Em Usinas Sucroalcooleiras. In: **Encontro Nacional De Engenharia De Produção**, 2011, Belo Horizonte.

URÍA, M. V. R. et al. Meta-goal programming. **European Journal of Operational Research**, v. 136, n. 2, p. 422-429, 2002.

ANEXO – PUBLICAÇÃO GERADA

XXXI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
Inovação Tecnológica e Propriedade Intelectual: Desafios da Engenharia de Produção na Consolidação do Brasil no
Cenário Econômico Mundial
Belo Horizonte, MG, Brasil, 04 a 07 de outubro de 2011.



MÉTODO DE SELEÇÃO DE VARIEDADES DE CANA PARA O PLANTIO UTILIZANDO A PROGRAMAÇÃO DE METAS & ANÁLISE POR ENVOLTÓRIA DE DADOS

Aneirson Francisco da Silva (FEG-UNESP)
aneirson@yahoo.com.br

Isabela Mira Ribeiro (FEG-UNESP)
isa.mribeiro@hotmail.com

Paulo Roberto Marcondes de Andrade Lopes (FEG-UNESP)
p.lopes07@gmail.com

FERNANDO AUGUSTO SILVA MARINS (FEG-UNESP)
fmarins@feg.unesp.br

A agroindústria brasileira da cana tem enfrentado uma grande mudança organizacional. Aspectos de gestão nesta indústria estão mudando devido à importância de seus produtos, especialmente o etanol e eletricidade. Portanto, tal contexto mostra a relevância e a atualidade desta pesquisa que teve como objetivo aplicar modelos de Análise por Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis - DEA) combinado com Programação por Metas (Goal Programming - GP), para a seleção de variedades de cana de açúcar para plantio em uma usina. Os resultados da pesquisa foram interessantes e aplicáveis ao contexto das usinas sucroalcooleira brasileiras, permitindo o desenvolvimento de um método científico aplicável em problemas reais sucroalcooleiros.

Palavras-chaves: Goal Programming, Data Envelopment Analysis, Seleção de variedades de cana de açúcar

Figura 7 - Publicação no ENEGEP 2011