

Análise de Produtividade e Rentabilidade na Produção de Açúcar e Álcool no Estado de São Paulo

Autoria: Alceu Salles Camargo Júnior

Resumo

No atual cenário global de busca por alternativas mais limpas e mais eficientes de energia, o etanol brasileiro desempenha um papel de grande importância não só internamente, mas também em nível internacional, na medida em que se apresenta como um biocombustível de altíssimo balanço energético. Ainda, as usinas brasileiras constituem um parque produtivo de altíssima produtividade destacando o produto brasileiro como um dos mais viáveis economicamente e também de grande qualidade. Este trabalho obtém indicadores multicriteriais de produtividade para uma amostra de 38 usinas de açúcar e álcool paulistas com base na modelagem DEA (*Data Envelopment Analysis*) de análise envoltória de dados. Dados dos balanços patrimoniais do ano de 2006 destas 38 usinas como ativos e investimentos figuram como variáveis de entrada, enquanto níveis de produção além da receita bruta e do resultado operacional bruto são empregados como variáveis de saída na modelagem DEA. Posterior análise de clusters identificou três grupos diferentes de usinas em relação à produtividade. Testes estatísticos mostraram ser as produtividades diferentes entre os clusters, devido principalmente a diferenças nos níveis de investimentos e alocação de ativos e não nas variáveis de resultado como produção ou receita bruta.

1 Introdução.

A competitividade entre as empresas tem se acirrado muito nas últimas décadas devido a inúmeros fatores que poderiam ser classificados como internos e externos às organizações. Necessidades dos consumidores por melhor qualidade e menores preços fazem com que as empresas desenvolvam competências para lidar com estas demandas de forma a apresentar sistemas produtivos eficientes, capazes de produzir mais com mais qualidade empregando a menor quantidade possível de recursos produtivos (URBAN e HAUSER, 1993; HAMEL e PRAHALAD, 1994).

Os sistemas de informações têm, pois, papel fundamental para garantir a competitividade da organização moderna em ambientes de negócios mais dinâmicos e globalizados no sentido de monitorar o sistema produtivo, garantindo qualidade e eficiência em todas os processos e funções como compras, estocagem, produção, vendas, distribuição e no desenvolvimento de novos produtos. Os sistemas de informações gerenciais e os sistemas de apoio a decisões auxiliam gerentes e executivos em decisões estruturadas e não estruturadas (TURBAN e ARONSON, 1998; LAUDON e LAUDON, 2004)

Para a agroindústria o cenário competitivo global também não é diferente. O setor sucroalcooleiro brasileiro, constituído de usinas e destilarias de produção de açúcar e álcool, é conhecido mundialmente pelos seus altos níveis de produtividade nos dois elos da cadeia produtiva, isto é, no cultivo e colheita como também no beneficiamento do açúcar e do álcool. Com a forte tendência de substituição dos combustíveis fósseis por aqueles mais limpos provenientes da biomassa, o álcool brasileiro pode assumir uma grande responsabilidade não só internamente como também em nível mundial. Avanços contínuos na produtividade são, pois, necessários para manter nosso sistema produtivo como o mais eficiente e economicamente viável.

Neste sentido, este trabalho busca examinar a produtividade no setor sucroalcooleiro e investigar o comportamento das usinas em relação à eficiência ou produtividade na forma como organizam seus sistemas produtivos e alocam seus recursos para a produção de açúcar e álcool. Para isto, o estudo analisa a eficiência de uma amostra

com 38 usinas do Estado de São Paulo em relação à sua organização para a produção de açúcar e álcool.

Não é tarefa fácil a medição da eficiência na alocação de recursos nas atividades produtivas, contudo, no contexto atual, é imprescindível que as usinas de açúcar e álcool desenvolvam formas de medir sua produtividade como forma de obter uma avaliação de si mesma perante os desempenhos de outras usinas que venham a se constituir *benchmarkings* e que apresentem altos padrões de eficiência na gestão dos recursos.

Este estudo traça uma análise de comparação relativa entre várias usinas paulistas com o objetivo de levantar indicadores de eficiência na operação e produção de açúcar e álcool. Para isto, a pesquisa se utiliza do método de análise envoltória de dados (DEA – *Data Envelopment Analysis*) que busca encontrar índices de produtividade para unidades de análise de forma relativa, empregando modelagem de programação linear.

A fronteira de produção apresenta o conjunto de usinas que, segundo um paradigma tecnológico, obtêm máxima quantidade de produção para um conjunto de insumos ou fatores de produção (esforços, investimentos e ativos alocados na produção de açúcar e álcool) e são consideradas eficientes quando comparadas a outras usinas.

A fronteira separa duas regiões: a de inviabilidade, já que não seria possível, dadas as restrições tecnológicas do momento, alcançar um nível de produção maior que aquele da fronteira para um dado nível de alocação de recursos e a região de ineficiência que contém usinas que apresentam um nível de produção menor que aquele da fronteira, para um dado conjunto de recursos alocados.

A obtenção das fronteiras pode ser feita por dois grupos de técnicas diferentes baseadas em buscas paramétricas ou não-paramétricas. As técnicas de buscas paramétricas baseiam-se na estimação da fronteira por meio de métodos estatísticos e econométricos, onde algumas hipóteses são necessárias para a calibração dos modelos. Por outro lado, as técnicas não-paramétricas buscam o levantamento das unidades consideradas eficientes através da resolução de programação linear.

A DEA é uma técnica não-paramétrica, inicialmente desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), que permite uma estimativa da eficiência global de produção e posteriormente estendida por Banker, Charnes e Cooper (1984). Esta última modelagem, conhecida por BCC, vem ampliar o potencial de análise da modelagem DEA na medida em que possibilita a decomposição da eficiência em eficiência técnica e eficiência de escala.

Empregando a abordagem sistêmica de entradas e saídas na produção de açúcar e álcool, as variáveis de entrada representam os recursos investidos e ativos empregados nas atividades de produção, enquanto as de saída representam produção além de resultados econômicos. Os dados foram obtidos de balanços patrimoniais de trinta e oito usinas paulistas referentes ao ano de 2006.

Os totais de ativos circulantes e permanentes, bem como imobilizado, investimentos em máquinas e equipamentos bem como gastos administrativos configuram o conjunto de variáveis de entrada (input) para a modelagem DEA. Por outro lado, o nível de produção bem como a receita bruta e o resultado operacional bruto são empregados como variáveis de resultado (output).

Estas variáveis foram selecionadas depois que uma análise de correlação que determinou forte relação entre os vários pares de variáveis de entrada e saída. O conjunto de usinas utilizadas no estudo constitui uma amostra bastante representativa das usinas paulistas em relação às variáveis empregadas na modelagem DEA.

De posse dos indicadores de produtividade obtidos na modelagem DEA, uma análise de clusters classificou as usinas em três grupos com níveis diferenciados de eficiência. Testes não-paramétricos de Kruskal-Wallis confirmaram diferenças significativas nas variáveis de entrada, mas não nas de saída, entre os clusters de eficiência de usinas.

Finalmente, o estudo busca uma avaliação do desempenho organizacional das usinas em relação a duas dimensões ou medidas: produtividade e resultado operacional bruto. A pesquisa apresenta, pois, as usinas classificadas em quatro grupos com diferentes perfis de desempenhos empresariais: um com os melhores desempenhos e outro com desempenhos relativamente menores além de outros dois grupos com desempenhos intermediários.

O texto está estruturado em quatro seções. A segunda seção traz o Referencial Teórico, com uma discussão a respeito das importâncias dos sistemas de apoio à tomada de decisões e também da mensuração de produtividade e eficiência organizacional e a metodologia DEA. A terceira apresenta os dados, o desenvolvimento da modelagem DEA e a discussão dos resultados. Conclusões, implicações práticas e limitações da pesquisa em conjunto com sugestões para desenvolvimento de trabalhos futuros fecham o artigo.

2 Referencial Teórico.

Esta seção apresenta uma revisão teórica sobre a importância dos sistemas de apoio à tomada de decisões e também sobre o desenvolvimento da modelagem de análise envoltória de dados (DEA) para a obtenção da produtividade multidimensional de um sistema de operações.

2.1 Sistemas de Informações de Apoio à Tomada de Decisões.

Os sistemas de informações são comumente classificados em termos dos diferentes níveis na hierarquia que operam (MEIRELLES, 1994; TURBAN e ARONSON, 1998; LAUDON e LAUDON, 2004) em:

- Sistemas de Processamento de Transações (SPT) que são responsáveis pela coleta de todo e qualquer dado importante que resulte de uma interação entre a organização e o ambiente de negócios e também entre os vários processos operacionais internos. (Nível operacional);
- Sistemas de Informação Gerenciais (SIG) são responsáveis pela transformação dos dados obtidos pelos SPT em informações mais sucintas e consolidadas para acompanhamentos rotineiros e análise de melhorias pelos gerentes. (Nível tático ou gerencial);
- Sistemas de Apoio à Decisão (SAD) são responsáveis por apoiar os gerentes ou executivos em tomadas de decisões estruturadas ou não estruturadas, em qualquer função gerencial. (Nível gerencial e estratégico);
- Sistemas de Apoio aos Executivos (SAE) dão suporte aos executivos em suas tomadas de decisões buscando integrar informações internas e externas à organização. (Nível estratégico).

Uma das funções de um sistema de informações gerenciais (SIG) é o de consolidar informações além de obter cálculos e índices que monitoram a produção, qualidade e produtividade dos vários processos operacionais da organização. Tais informações são bastante importantes para o acompanhamento e análise de melhorias nos processos por parte dos gerentes funcionais.

Consumidores mais exigentes, aumento da concorrência e incremento na velocidade e frequência no lançamentos de novos produtos são alguns dos fatores que tornam o ambiente de negócios um tanto imprevisível intensificando a importância dos sistemas de informações como apoio às decisões gerenciais. O papel dos sistemas de informação na logística de distribuição começa a ser incrementado, segundo Ballou (1995, p. 30) com: (1) alterações nos padrões e atitudes da demanda dos consumidores, (2) pressão por custos nas indústrias e (3) avanços na tecnologia de computadores.

Decisões menos rotineiras têm de ser tomadas esporadicamente no sentido de se melhorar sobremaneira algum procedimento ou processo e, conseqüentemente, obter um

grande avanço em produtividade nas várias funções como compras, armazenamento, produção, vendas, distribuição ou mesmo no desenvolvimento de novos produtos. Os sistemas de informação passam a ter uma importância estratégica na medida em que possibilitam apoiar e auxiliar os executivos e gerentes em seus processos de tomada de decisões menos rotineiras e mais estratégicas no atual ambiente de negócios bastante competitivo e dinâmico (BOLWIJN e KUMPE, 1990; SLACK, CHAMBERS e JOHNSTON, 2002; CORRÊA e GIANESI, 1996).

Os Sistemas de apoio à tomada de decisões (SAD) caracterizam-se por apoiar e auxiliar executivos ou organizações principalmente na tomada de decisões não estruturadas, isto é, aquelas decisões não corriqueiras ou bastante comuns. Decisões não estruturadas se caracterizam pela sua dinâmica e capacidade de mutação ao longo do tempo. São decisões que aparecem irregularmente sob condições diferentes e que requerem análises, na maioria das vezes, diferentes das anteriores por envolver novas e diferentes variáveis, além de que as relações entre elas e o critério que se deseja analisar são, muitas vezes, complexas e dinâmicas. (CLEMEN, 1996; TURBAN e ARONSON, 1998; LAUDON e LAUDON, 2004; RASGADALE, 2004).

Neste contexto, há que se considerar uma série de conhecimentos, habilidades e ferramentas que podem e devem ser empregadas no auxílio e apoio à tomada de uma decisão não estruturada. Desde sua compreensão e esquematização até o desenvolvimento do modelo que represente adequadamente o funcionamento do sistema ou do problema analisado, a equipe deve ter bons conhecimentos e informações a respeito do mesmo, de forma a poder representá-lo da melhor forma possível ou confiável. Para isto, a equipe pode lançar mão de inúmeras ferramentas bastante conhecidas como pesquisa operacional, árvores de decisão, métodos de decisão multicriterial como AHP, Electre ou Promethee, simulação de sistemas, simulação de Monte Carlo, programação dinâmica, estatística entre outros (EHRlich, 1991; CLEMEN, 1996; TURBAN e ARONSON, 1998; CASSARO, 2001; RASGADALE, 2004; GOMES, ARAYA e CARIGNANO, 2004; HILLIER e LIEBERMAN, 2005; DAVIS, EISENHARDT e BINGHAM, 2007).

2.2 Análise Envoltória de Dados (DEA) e a Produtividade Multicriterial.

A Figura 1 abaixo nos apresenta um esquema representativo da visão sistêmica do processo produtivo de açúcar e álcool, bastante útil para a compreensão do desenvolvimento da modelagem por análise envoltória de dados (DEA) que busca medir a produtividade de um processo ou sistema de produção de forma não tradicional em relação a um único fator de produção, mas em termos multicriterial ou multidimensional (CHARNES, COOPER e RHODES, 1978).

A modelagem DEA estima indicadores de eficiência ou produtividade relativa entre várias unidades produtivas num contexto multicritério, isto é, obtém um indicador de eficiência a partir da consideração de vários fatores ou recursos de entrada e também várias medidas de resultado (ou saída). Desta forma, a produtividade obtida pela modelagem DEA pode ser compreendida como uma medida holística que carrega em seu bojo um olhar multidimensional da organização e da gestão da operação do sistema produtivo.

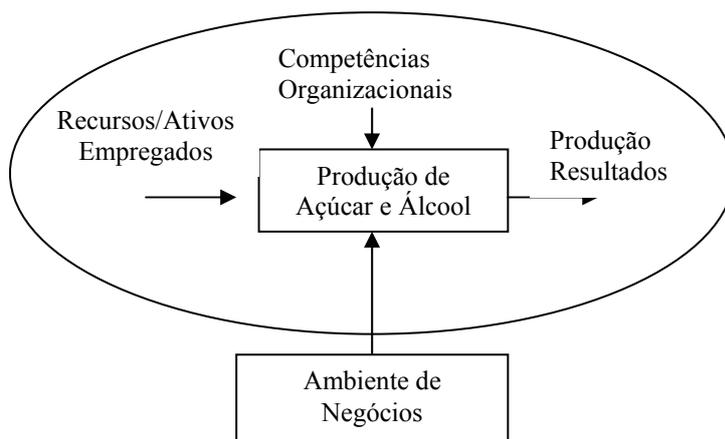


Figura 1: Visão Sistêmica da Produção de Açúcar e de Alcool.

Uma das formas mais utilizadas para medidas de produtividades ou eficiência de empresas ou setores industriais quando há a análise conjunta de muitos recursos empregados e muitos “produtos” ou resultados é o levantamento da fronteira eficiente. A fronteira apresenta a máximas possibilidades de produção dados um conjunto fixado de recursos empregados.

Organizações ou indústrias que não atingem a fronteira são consideradas ineficientes, na medida em que, poderiam obter mais resultados com a mesma quantidade alocada de recursos ou, por outro lado, poderiam continuar obtendo as mesmas quantidades de produtos ou resultados com uma menor quantidade de recursos empregados.

A análise de eficiência pela obtenção de fronteiras permite que se obtenha medidas de eficiência para unidades produtivas similares além de possibilitar a prescrição de re-aloções de fatores de produção de forma com que a unidade ineficiente se torne eficiente. A análise de eficiência de unidades produtivas pela obtenção de fronteiras é essencial para que as mesmas possam fazer análises cruzadas ou busca de *benchmarking* nas suas concorrentes mais eficientes.

As abordagens paramétricas de obtenção de fronteiras eficientes requerem, segundo Pastor, Pérez e Quesada (1997), que se façam proposições a respeito dos modelos e das variáveis utilizadas para representação das funções de produção e de custos das unidades produtivas ou setores industriais analisados.

Early studies attempted to measure economies of scales by using Cobb-Douglas production technologies. However, the assumptions of lack of interdependence among outputs and restrictive functional forms that excluded U-shaped cost curves cast some doubt regarding the robustness of the results.

ALY *et. al.* (1990, p. 214).

As técnicas não-paramétricas, como a modelagem DEA, permitem a obtenção da fronteira eficiente sem a necessidade de pressupostos sobre as variáveis ou funções de produção e/ou de custo. São modelagens baseadas em programação matemática de onde se obtém as unidades eficientes, na medida em que apresentam níveis máximos de produção dada uma certa restrição de emprego de fatores de produção (variáveis de entrada). Este relaxamento de restrições e pressupostos, dão grande vantagem às técnicas não-paramétricas para análise de eficiências empregando estudo de fronteiras.

Podemos empregar a metodologia DEA para analisar as eficiências relativas para unidades produtivas mesmo de diferentes setores industriais, como fizeram Ali e Nakosteen

(2003). Para Skoro (1988) *apud* Ali e Nakosteen (2003) “*business climate concept depends on the existence of a set of indicators that are measurable, that have effects on business outcomes, and that are truly generic –they influence business activity in a more or less uniform manner regardless of industry, region, or time period*”.

A abordagem DEA baseada nas entradas (inputs) busca maximizar as quantidades de resultados, isto é, maximizar uma combinação linear das quantidades dos vários resultados ou produção. A modelagem busca encontrar os pesos para cada resultado (e também para cada recurso empregado nas atividades produtivas e de gestão) de forma que a combinação linear dos produtos seja máxima. Além disto, faz-se a restrição de que, com estes pesos encontrados, as eficiências de cada uma das usinas da amostra não seja superior que a unidade.

Assim, podemos obter, para cada usina da amostra, uma família de pesos que faz com que sua eficiência seja máxima e comparar tal eficiência com as demais usinas, simplesmente pela utilização destes mesmos pesos.

O método apresenta, pois, medidas relacionadas de eficiências entre as várias usinas da amostra. Assim, a DEA não garante que a fronteira eficiente obtida seja realmente a máxima fronteira quando considerássemos todas as usinas, mas tão somente para aquele grupo de usinas analisadas.

DEA is based upon relative efficiency concepts originally proposed by Farrell (1957), whose work went largely unnoticed until revised by Charnes, Cooper e Rhodes (1978). Charnes, Cooper e Rhodes (1978) cast Farrell’s technical efficiency notions into a linear programming format which provides a scalar efficiency measure for all “decision making units” (DMUs) producing similar outputs from common inputs. DEA represents an extreme predictor in that the most efficient DMUs within a group serve to define a piecewise linear production function and the remaining DMUs are then evaluated relative to this efficient surface... A DMU is not efficient in producing its output (from given amount of input) if it can be shown that some other DMU or combination of DMUs can produce more of some output, without producing less of any other output and without utilizing more of any resource. Conversely, a DMU is efficient if this is not possible. NUNAMAKER (1985, p. 53).

As várias versões de modelagens DEA vêm todas do chamado modelo CCR onde a eficiência é medida como uma soma ponderada de saídas (produtos) dividida por uma soma ponderada de recursos (entradas). Assume-se que não haja conhecimento de *trade-offs* entre os fatores, assim é impossível saber a priori quais seriam os pesos de cada um dos fatores. Portanto, é permitido a cada unidade liberdade para “selecionar” o conjunto dos pesos dos fatores que fariam com que a unidade figurasse com a maior eficiência possível. RETZLAFF-ROBERTS (1996).

Em seu modelo seminal CCR, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) levantam a eficiência operacional (h_s) de uma empresa s , conforme apresentada na expressão 2.1 abaixo.

$$h_s = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{is}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{js}} \quad (2.1)$$

onde:

y_{is} representam as quantidade de cada uma das m variáveis de saída da usina s ;
 x_{js} representam as quantidades de cada uma das n variáveis de entrada (input) da usina s ;
 u_i são os pesos (preços) para cada um dos m produtos que a usina s produz;
 v_j são os pesos de cada uma dos n recursos de entrada empregados na produção da usina s .

A modelagem CCR busca, então, encontrar os valores de cada um dos u_i e dos v_j para os quais a eficiência h_s da usina seja máxima. Contudo, faz-se necessária a restrição de que, a eficiência para cada uma das N usinas (inclusive a própria usina s) da amostra seja menor que a unidade quando empregada a família de pesos u_i e v_j encontradas para a usina s . Tal restrição é apresentada na expressão 2.2 abaixo.

$$h_r = \frac{\sum_{i=1}^m u_i y_{ir}}{\sum_{j=1}^n v_j x_{jr}} \leq 1 \quad (2.2)$$

para toda e qualquer usina r , sendo $r=1,2,\dots,N$.

Para que o valor da eficiência de cada uma das N usinas da amostra sejam números entre 0 e 1 e como artifício para a linearização da modelagem, há a necessidade de uma outra restrição com relação à combinação linear dos custos ou das utilizações dos recursos de entrada seja igual à unidade para a usina s em análise, conforme expressão 2.3 abaixo.

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{js} = 1 \quad (2.3)$$

Charnes, Cooper e Rhodes (1978) desenvolvem, então a modelagem DEA linearizada conhecida por CCR e apresentada abaixo nas expressões 2.4a e 2.4b abaixo.

$$\text{Maximizar} \quad h_s = \sum_{i=1}^m u_i y_{is} \quad (2.4a)$$

$$\text{Sujeito a} \quad \sum_{i=1}^m u_i y_{ir} - \sum_{j=1}^n v_j x_{jr} \leq 0; \quad r = 1, \dots, N;$$

$$\sum_{j=1}^n v_j x_{js} = 1 \quad (2.4b)$$

$$u_i, v_j \geq 0 \quad i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$$

3 Modelagem DEA e Discussão de Resultados.

Para a obtenção dos indicadores de produtividade, pela modelagem DEA, utilizamos variáveis do balanço patrimonial do ano de 2006 de 38 usinas paulistas de produção de açúcar e álcool. Uma análise de correlação auxiliou na seleção das variáveis de forma que os pares de variáveis de entrada e saída tivessem fortes correlações. Assim, as variáveis de entrada (input) selecionadas para representar, na modelagem DEA, os esforços e recursos empregados na produção são:

- Ativo Total Circulante (ATIVOC);
- Ativo Total Permanente (ATIVOP);
- Ativo Imobilizado (IMOBIL);
- Máquinas, Equipamentos e Ferramentas (MAQEQUIP);
- Despesas Administrativas (DESPADMI).

Por outro lado, figuram como variáveis de saída (output):

- Nível de Produção (cana moída em toneladas) (PRODUÇÃO);
- Receita Bruta (RECEITAB);
- Resultado Operacional Bruto (RESULTAD).

A Tabela 1 abaixo nos apresenta uma análise descritiva dos dados das 38 usinas paulistas empregados neste estudo. Na seqüência, a Figura 1 apresenta a distribuição destes dados em gráficos do tipo *box-plot*.

Tabela 1: Resumo descritivo dos dados das variáveis de entrada e de saída das 38 usinas paulistas de açúcar e álcool.

Variáveis	Mediana	Média	Desvio-Padrão
Ativo Circulante	48.466.500	70.583.185	64.741.259
Ativo Permanente	86.670.000	118.682.142	108.951.296
Imobilizado	60.596.500	93.784.613	82.186.080
Máquinas e Equipamentos	33.149.205	59.090.765	66.156.720
Despesas Administrativas	7.972.000	11.698.778	11.101.623
Receita Bruta	117.669.751	165.761.881	139.058.805
Resultado Operacional Bruto	27.899.404	41.314.966	44.652.659
Produção (cana moída - em t)	1.703.835	2.127.944	1.481.623

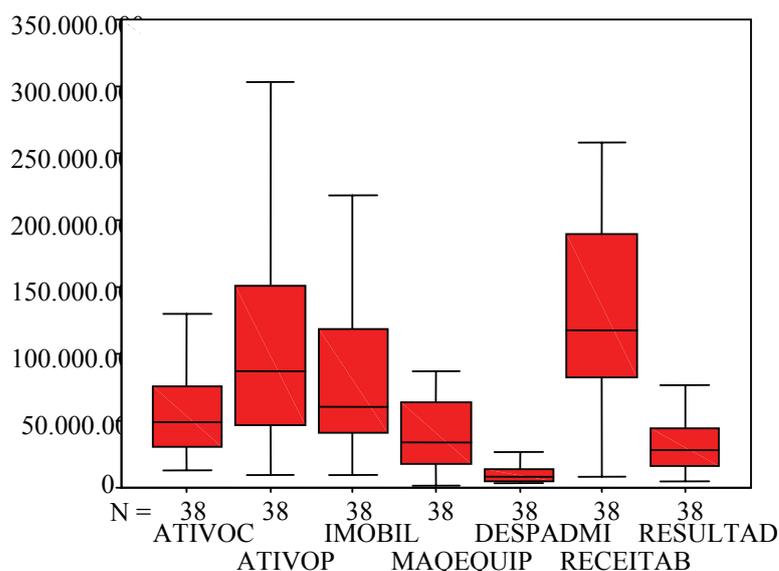


Figura 1: Representação gráfica em Box-Plot dos dados de 38 usinas paulistas.

Os índices de produtividade para cada uma das 38 usinas obtidos com a implementação da modelagem DEA resultou numa média de 73,3% e mediana de 71,8%. Os resultados para cada uma das usinas podem ser observado na Tabela 2 abaixo. Sem esquecer que estes índices são grandezas relativas e devem ser interpretados como medidas de comparação entre as usinas, podemos observar, pela Tabela 2, que a maior parte das 38 usinas apresentam bons ou ótimos índices de produtividade.

Tabela 2: Índices de Eficiência das 38 usinas paulistas de açúcar e álcool.

Usinas	Eficiência	Usinas	Eficiência
Usina 1	100,0%	Usina 20	68,6%
Usina 2	100,0%	Usina 21	68,5%
Usina 3	100,0%	Usina 22	67,2%
Usina 4	100,0%	Usina 23	67,1%
Usina 5	100,0%	Usina 24	66,6%
Usina 6	100,0%	Usina 25	66,6%
Usina 7	100,0%	Usina 26	62,3%
Usina 8	100,0%	Usina 27	60,7%
Usina 9	100,0%	Usina 28	56,2%
Usina 10	98,3%	Usina 29	55,8%
Usina 11	86,5%	Usina 30	54,4%
Usina 12	85,9%	Usina 31	54,3%
Usina 13	84,3%	Usina 32	54,2%
Usina 14	83,6%	Usina 33	51,3%
Usina 15	81,0%	Usina 34	49,8%
Usina 16	76,9%	Usina 35	47,1%
Usina 17	76,7%	Usina 36	46,8%
Usina 18	75,7%	Usina 37	44,2%
Usina 19	75,0%	Usina 38	18,4%

Posteriormente, procedeu-se a uma análise de cluster (Hair et al., 1998 e Johnson e Wichern, 1998) que classificou as 38 usinas em três grupos diferenciados em relação aos índices de eficiência. O grupo das usinas com os maiores índices de produtividade apresentou uma média de 95,6%, enquanto o grupo com os menores índices apresentou média de 48,4% de produtividade. O terceiro grupo com níveis intermediários de produtividade apresentou média de 70,2%. A Figura 2 abaixo nos apresenta a distribuição da produtividade em cada um dos três clusters obtidos.

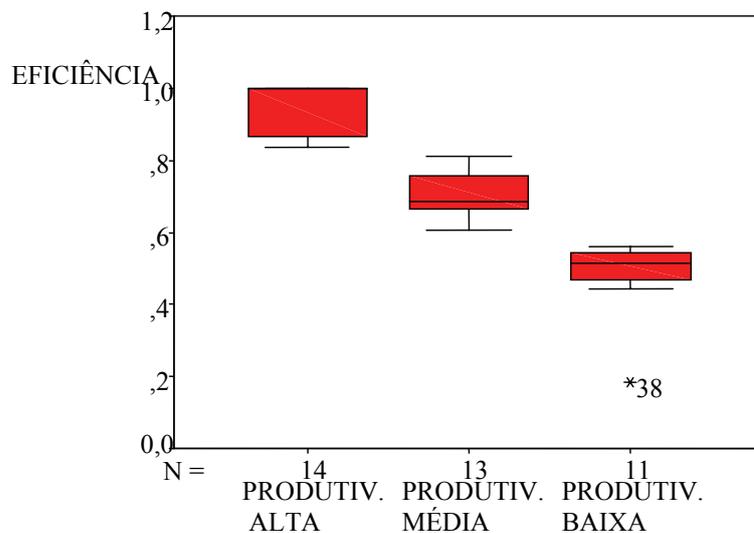


Figura 2: Representação gráfica da distribuição dos índices de produtividade nos três clusters.

A Figura 3 abaixo nos apresenta as distribuições dos níveis de produção em cada um dos três clusters de usinas obtidos com base nos índices de produtividade.

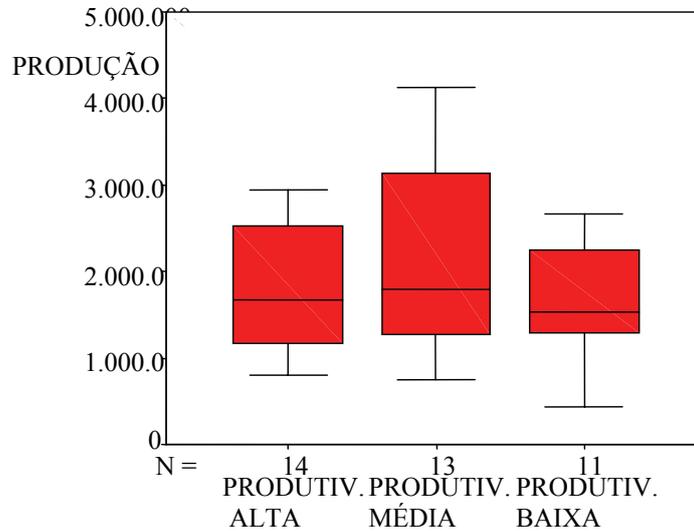


Figura 3: Representação gráfica da distribuição dos níveis de produção das usinas classificadas em relação aos três clusters.

Podemos observar pela Figura 3 acima, que a distribuição, como um todo, dos níveis de produção no cluster 3 (usinas com menores índices de eficiência) tem posição menor que aquela das usinas no cluster 1 (usinas com índices maiores de produtividade), evidenciando também uma mediana menor que a do cluster 1. Na seqüência, as Figuras 4 e 5 nos apresentam, respectivamente, as variáveis de saída e de entrada (para a modelagem DEA) para as 38 usinas classificadas nos três clusters de eficiência.

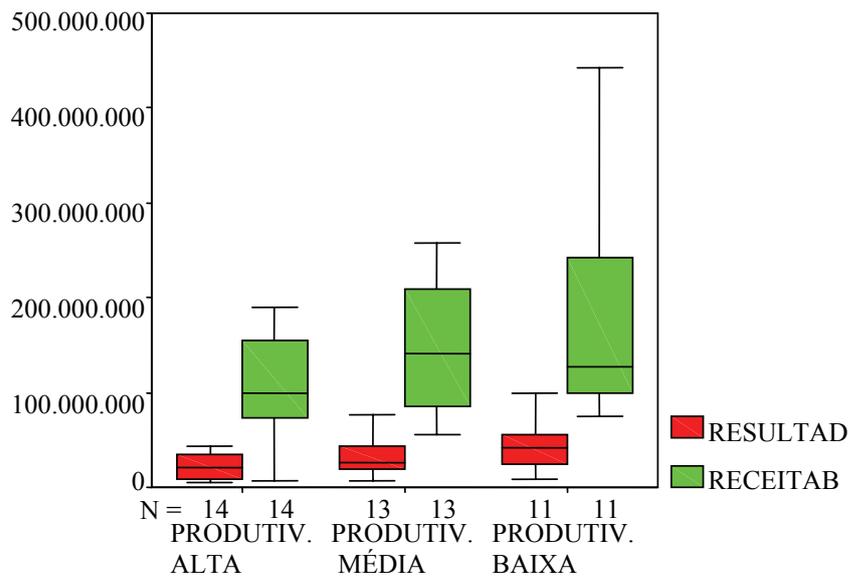


Figura 4: Representação gráfica da distribuição dos níveis de produção das usinas classificadas em relação aos três clusters.

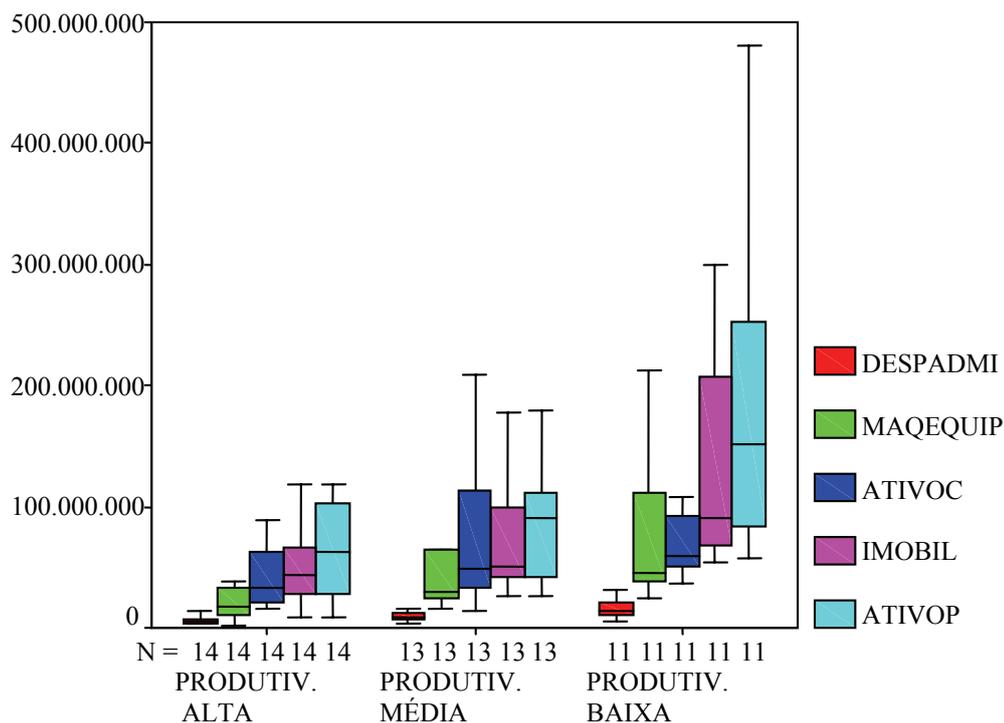


Figura 5: Representação gráfica da distribuição dos níveis de produção das usinas classificadas em relação aos três clusters.

Podemos observar, pela Figura 4 acima, que as usinas do cluster 3 (índices menores de produtividade) apresentam níveis, ainda que superiores, porém bastante comparáveis de receita bruta e de resultado operacional bruto em relação às usinas do cluster 1 (usinas com índices superiores de produtividade).

Por outro lado, a Figura 5 acima nos mostra que os níveis das variáveis de entrada (ativos e investimentos) são bastante superiores para as usinas do cluster 3 quando comparados aos níveis nas usinas do cluster 1, principalmente das variáveis Máquina, Equipamentos e Ferramentas, Imobilizado e Ativo Permanente.

Testes não-paramétricos de Kruskal-Wallis (Siegel, 1977; Newbold, 1995; Conover, 1999) foram implementados e comprovaram estas diferenças em todas as variáveis de entrada inclusive nos índices de eficiência como estatisticamente significativas, quando comparadas entre os três clusters de eficiência, conforme observamos na Tabela 3 abaixo. O mesmo teste não aponta diferenças significativas nas variáveis de resultado (saída) para as usinas quando classificadas pelos clusters de eficiência.

Tabela 3: Resultados do teste de Kruskal-Wallis para as variáveis das usinas nos três clusters de eficiência.

Variáveis	Chi-Square	df	Asymp. Sig.
ATIVOC	5,655344	2	0,059150†
ATIVOP	6,383398	2	0,041102*
IMOBIL	7,592295	2	0,022457*
MAQEQUIP	10,09719	2	0,006418**
DESPADMI	10,07263	2	0,006498**
RECEITAB	3,353812	2	0,186951
RESULTAD	3,7178	2	0,155844
PRODUÇÃO	0,124167	2	0,939804
EFICIÊNCIA	33,23353	2	6,07E-08***

† sign < 0,10 * sign < 0,05 ** sign < 0,01 ***sign < 0,001

Com o objetivo de obter o mapeamento das usinas em relação às duas medidas de desempenho organizacional: produtividade e resultado operacional, a pesquisa obteve uma segmentação em quatro grupos distintos. Esta segmentação foi operacionalizada utilizando as medianas de cada uma das duas medidas de desempenho acima. Os índices de produtividade obtidos neste estudo, obtidos da modelagem DEA, tem uma mediana de 71,8% como já observado anteriormente, enquanto os dados obtidos dos balanços patrimoniais das 38 usinas analisadas apresentam uma mediana de R\$ 27.899.403.

A Figura 6 abaixo nos apresenta esta classificação das usinas num gráfico onde a produtividade e os resultados operacionais estão apresentados, respectivamente, nos eixos das abcissas e das ordenadas. Podemos observar que esta segmentação classifica as usinas em quatro grupos quanto aos seus desempenhos em termos dos resultados operacionais e também em relação à produtividade.

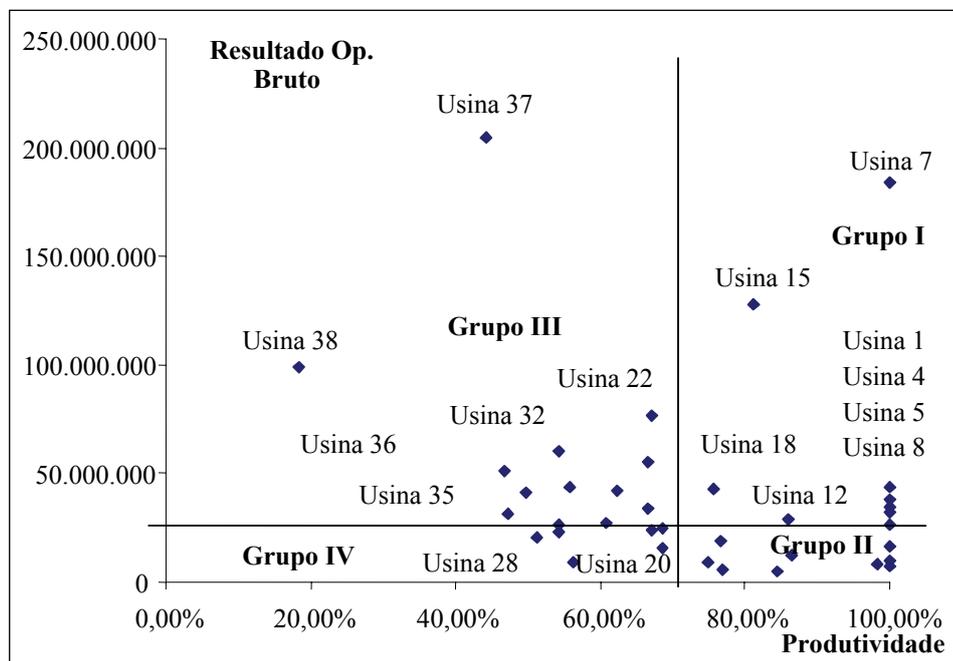


Figura 6: Classificação das usinas em relação à produtividade e resultado operacional bruto.

As Tabelas 4, 5, 6 e 7 nos apresentam os valores dos resultados operacionais brutos e também dos índices de produtividade obtidos com a modelagem DEA para as usinas em cada um dos quatro grupos identificados pela classificação em relação ao resultado operacional bruto e à produtividade.

As usinas do Grupo I apresentam os melhores desempenhos tanto em relação aos níveis de produtividade quanto em termos de resultado operacional enquanto as usinas do Grupo IV apresentam os menores níveis de produtividade e também de resultado operacional. Ainda, as usinas do Grupo II apresentam altos níveis de produtividade, porém resultados operacionais relativamente menores e aquelas do Grupo III apresentam bons desempenhos em termos de resultados operacionais, porém níveis relativamente menores de produtividade.

Tabela 4: Eficiência e Resultado Operacional Bruto de Usinas do Grupo I.

Usinas	Eficiência	Resultado Oper. Bruto
Usina 7	100,00%	184.136.000
Usina 1	100,00%	43.748.000
Usina 4	100,00%	38.071.000
Usina 5	100,00%	34.766.642
Usina 8	100,00%	32.320.000
Usina 12	85,88%	28.948.378
Usina 15	81,03%	127.964.394
Usina 18	75,67%	43.205.000

Tabela 5: Eficiência e Resultado Operacional Bruto de Usinas do Grupo II.

Usinas	Eficiência	Resultado Oper. Bruto
Usina 2	100,00%	26.721.000
Usina 9	100,00%	10.252.201
Usina 6	100,00%	7.298.000
Usina 3	100,00%	16.618.000
Usina 10	98,33%	7.947.000
Usina 11	86,53%	12.552.000
Usina 13	84,32%	5.098.000
Usina 14	83,58%	7.238.000
Usina 16	76,92%	6.181.000
Usina 17	76,71%	18.825.000
Usina 19	74,98%	9.093.104

Tabela 6: Eficiência e Resultado Operacional Bruto de Usinas do Grupo III.

Usinas	Eficiência	Resultado Oper. Bruto
Usina 22	67,15%	76.529.000
Usina 24	66,58%	33.504.000
Usina 25	66,56%	55.092.000
Usina 26	62,29%	42.122.000
Usina 29	55,78%	43.865.000
Usina 32	54,17%	60.259.433
Usina 34	49,82%	41.245.299
Usina 35	47,13%	31.236.000
Usina 36	46,84%	51.540.000
Usina 37	44,18%	204.382.000
Usina 38	18,35%	98.888.000

Tabela 7: Eficiência e Resultado Operacional Bruto de Usinas do Grupo IV.

Usinas	Eficiência	Resultado Oper. Bruto
Usina 20	68,62%	15.700.838
Usina 21	68,49%	24.613.000
Usina 23	67,09%	23.931.000
Usina 27	60,75%	26.850.429
Usina 28	56,23%	9.023.000
Usina 30	54,36%	26.000.000
Usina 31	54,29%	23.218.000
Usina 33	51,27%	20.987.000

4 Conclusões.

Este trabalho levantou, através de modelagem DEA/CCR, índices de produtividade na produção de açúcar e álcool. A obtenção de medidas de eficiência na alocação de recursos por parte das usinas na produção açúcar e álcool apresenta grande importância não só para a literatura, mas também para o setor sucroalcooleiro brasileiro. O parque produtivo brasileiro é conhecido mundialmente pela qualidade de seu produto bem como pela alta viabilidade econômica. Com a tendência de emprego de novas e limpas formas de energia, o etanol brasileiro obtido da cana-de-açúcar se apresenta como uma das melhores opções de biocombustíveis, quer pela questão ambiental, quer pelos seus altos níveis de eficiência no balanço energético.

Este estudo levanta uma medida de eficiência na produção de açúcar e álcool através da modelagem DEA. Nesta metodologia, a produtividade é obtida segundo uma abordagem multicritério ou multidimensional, onde se busca contemplar na medida simultaneamente várias variáveis de esforços e de investimentos, ditas de entrada e, por outro lado, várias variáveis de resultados (saída).

Com os dados disponíveis dos balanços patrimoniais de 38 usinas paulistas de açúcar e álcool do ano 2006, o estudo selecionou cinco medidas de investimentos (entrada) e três de resultados (saída) para a implementação da modelagem DEA, depois que uma análise de correlação mostrou forte associação entre os pares de variáveis. Ativos Circulante e Permanente, Máquinas e Equipamentos, Imobilizado e Despesas Administrativas foram utilizadas como variáveis de entrada, enquanto a produção (cana moída), receita bruta e resultado operacional bruto figuram como variáveis de saída.

Depois de obtidos os índices de eficiência, a pesquisa procedeu a uma análise de clusters que apontou a classificação das 38 usinas em três clusters de diferentes níveis de produtividade. Testes estatísticos mostraram ser tanto os índices de produtividade quanto todas as variáveis de entrada significativamente diferentes entre os três clusters de eficiência obtidos. Os testes não apontaram diferenças significativas das variáveis de resultado (saída) para as usinas quando comparadas entre os três clusters. Estes resultados mostram haver uma grande variabilidade e uma nítida diferença entre os níveis de esforços e investimentos organizacionais para a produção por parte das usinas entre os clusters, mas que acabam por gerar, grosso modo, os mesmos níveis de resultados (produção, receita bruta ou resultado operacional) levando, conseqüentemente a níveis diferentes de produtividade.

Um outro resultado importante da pesquisa é a classificação das usinas em quatro grupos de desempenhos organizacionais diferentes considerando duas dimensões: a produtividade e o resultado operacional bruto. O estudo apresenta o grupo com usinas de melhores desempenhos e também um outro grupo com usinas de desempenhos relativamente menores além de outros dois grupos com desempenhos intermediários.

Os nossos resultados podem trazer contribuições para a literatura de desempenho organizacional na agroindústria, além de implicações práticas para gestores de usinas de produção de açúcar e álcool, na medida em que podem traçar diferenciais de desempenho empresarial no setor com base nos índices de produtividade obtidos da modelagem DEA e também do resultado operacional bruto.

Novas pesquisas podem ser desenvolvidas com o objetivo de mapear os desempenhos empresariais no setor sucroalcooleiro brasileiro. Pesquisas poderiam medir tais desempenhos e mapeá-los nas várias regiões do país para se conhecer tais comportamentos empresariais. Ainda, outras variáveis poderiam ser empregadas na modelagem DEA para melhorar a obtenção dos índices de eficiência organizacional. Outras variáveis de entrada como área de cultivo, número de trabalhadores, tipo de cultivares e medidas relacionadas ao tipo de tecnologia usada para a colheita e também para a moagem da cana.

Por outro lado, a consideração também de outras variáveis de resultados como aquelas relacionadas ao balanço social e ambiental da usina como benefícios advindo da atividade de co-geração de energia elétrica, de programas sociais e qualidade de vida no trabalho certamente podem trazer novas dimensões aos índices de eficiência e melhorando sua mensuração.

Referências

- ALI, A. I.; NAKOSTEEN, R. (2005) Ranking Industry Performance in US. *Socio-Economic Planning Sciences*, v. 39, 1, p. 11-24.
- BALLOU, R. H. (1995) *Logística Empresarial*. São Paulo: Atlas.
- 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, 1078-1092.
- BOLWIJN, P. T.; KUMPE, T. (1990) Manufacturing in the 1990s – Productivity, Flexibility and Innovation. *Long Range Planning*, 23, 4, p. 44-57.
- CASSARRO, A. C. (2001) *Sistemas de Informações para a Tomada de Decisões*. São Paulo: Pioneira Thomson Learning.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. 1978. Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*. Vol. 2, 429-444.
- CLEMEN, R. T. (1996) *Making Hard Decisions*, 2nd Ed., Belmont: Duxbury.
- CONOVER, W. J. (1999) *Practical nonparametric statistics*. New York: John Wiley.
- CORRÊA, H. L.; GIANESI, I. G. N. (1996) *Just in Time, MRP II e OPT – Um Enfoque Estratégico*. 2.a Ed. São Paulo: Atlas.
- DAVIS, J.P; EISENHARDT, K. M.; BINGHAM, C. B. (2007) Developing Theory through Simulation Methods. *Academy of Management Review*, v. 32, n. 2, p. 480-499.
- EHRlich, P. J. (1991). *Pesquisa Operacional: curso introdutório*. São Paulo: Atlas.
- FARRELL, M. J. 1957. The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society*. Vol. 120 (Part II, Series A), 253-261.
- GOMES, L. F. A. M.; ARAYA, M. C. G.; CARIGNANO, C. (2004) *Tomada de Decisões em Cenários Complexos*. São Paulo: Thomson Learning.
- HAIR JR., J. F. et al. *Multivariate Data Analysis with Readings*. 5th. Ed. Prentice Hall. 1998.
- HAMEL, G; PRAHALAD, C. K. *Competing for the Future*. Boston: Harvard Business School Press. 1994.
- HILLIER, F. S.; LIEBERMAN, G. J. (2005) *Introduction to Operations Research*. Boston: McGraw-Hill Higher Education.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Prentice Hall. 1998.
- LAUDON, K. C. ; LAUDON, J. P. (2004) *Sistemas de Informação Gerenciais*. São Paulo: Makron Books.
- MEIRELLES, F. S. (1994) *Informática – Novas Aplicações com Microcomputadores*. 2^a. Ed. São Paulo: Atlas.
- NEWBOLD, P. *Statistics for Business and Economics*. 4th. Ed. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1995.
- NUNAMAKER, T. R., 1985. Using Data Envelopment Analysis to measure the efficiency of non-profit organizations: A critical evaluation. *Managerial and Decision Economics*. Vol. 6, n.1, 50-58.
- PASTOR, J. M.; PÉREZ, F.; QUESADA, J. 1997. Efficiency Analysis in Banking Firms: An International Comparison. *European Journal of Operational Research*. Vol. 98, 395-407.

- RASGADALE, C. T. (2004) Spreadsheet Modeling & Decision Analysis: a practical introduction to Management Science. Thomson/South-Western Mason.
- RETZLAFF-ROBERTS, D. 1996. Relating Discriminant Analysis and Data Envelopment Analysis to one another. *Computers Operations Research*. Vol. 23, n. 4, 311-322.
- SIEGEL, S. (1977) *Estatística Não-Paramétrica – para as ciências do comportamento*. McGraw Hill do Brasil.
- SKORO, C. L. 1988. Ranking of State Business Climates: an Evaluation of their Usefulness in Forecasting. *Economic Development Quarterly*. Vol. 2 138-152. Apud ALI, A. I.; NAKOSTEEN, R. (2003) Ranking Industry Performance in US. *Socio-Economic Planning Sciences*. In Press, Available Online 2 December 2003.
- SLACK, N.; CHAMBERS, S; JOHNSTON, R. (2002) *Administração da Produção*. 2ª. Ed. São Paulo: Atlas.
- TURBAN, E; ARONSON, J. E. (1998) *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. 5rd. Ed. Upper Sadle River: Prentice Hall.
- URBAN, G. L.; HAUSER, J. R. (1993) *Design and Marketing of New Products*. Englewood Cliffs: Prentice Hall. 2nd Ed.