

Combined efficiency production factors: Data Envelopment Analysis application in milk production

Marcelo Alvaro da Silva Macedo

Doutor em Engenharia de Produção pelo PPGEN/NEGEN/UFRuralRJ
Instituição: Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.
Endereço: Rodovia BR 465, Km 07. – Seropédica – RJ.
CEP: 23890-000.
E-mail: alvaro@ufrj.br

Marinês Steffanello

Graduada em Ciências Econômicas pela NEGEN/UFRuralRJ.
Instituição: Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.
Endereço: Rodovia BR 465, Km 07. – Seropédica – RJ.
CEP: 23890-000.
E-mail: marines_steffanello@yahoo.com.br

Carlos Augusto de Oliveira

Mestre em Gestão e Estratégia em Negócios pelo NEGEN/UFRuralRJ
Instituição: Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.
Endereço: Rodovia BR 465, Km 07. – Seropédica – RJ.
CEP: 23890-000.
E-mail: cao@ufrj.br

Abstract

The efficiency evaluation of the usage of inputs in the product's production is one of the most important subjects in any business management, because is even more important the combat to waste in a context of scarce resources and high competitiveness. In the agribusiness this could not be different. The companies need even more to worry about how efficient are their processes in the transformation of inputs in outputs. In this way, this work searches to contribute presenting and discussing an analysis and evaluation methodology of organizational performance, through the use of Data Envelopment Analysis (DEA) based on informations of multiples inputs and outputs of 20 milk producers from the Southwest region throughout four months. It is perceived that the proposed methodology has multicriterial characteristics which make it more able of modelling the complexity of productive processes. Besides, it can provide a tool rack of management support based on benchmarking which allows to the producers the possibility of searching the continuous improvement of their transformation processes.

Keywords: Efficiency, Production factors; Data Envelopment Analysis.

1. Introdução

O processo de mensurar o desempenho organizacional, de acordo com Macedo (2004a), como todos os aspectos de gestão, é um processo permanente e repetitivo, onde a

frequência das medições depende da atividade a ser medida. As medições de desempenho possuem várias razões, onde as mais importantes são monitorar o progresso da empresa e corrigir eventuais erros. Mas, além disso, o gestor pode, através da avaliação da eficiência da empresa, se preparar para enfrentar as mudanças ambientais, principalmente no que concerne a natureza mutável da competição e a criação de valor para o cliente. É fundamental, portanto, que esta avaliação seja feita em caráter relativo, ou seja, mensurando a eficiência da organização em relação a seu ambiente competitivo.

Ao ajudar o administrador a estar preparado para as mudanças competitivas, o processo de mensuração de desempenho o auxilia a gerenciar as ameaças e oportunidades do ambiente e as forças e fraquezas da própria empresa.

Um sistema de avaliação de desempenho empresarial pressupõe múltiplas etapas, aplicando vários tipos de ferramentas de mensuração de *performance*. Para isso, a empresa precisa conseguir identificar quais os itens a considerar, ou seja, aqueles que melhor representam o desempenho desta, e quais ferramentas serão utilizadas, tendo estes itens como parâmetros, na busca pela identificação do grau de eficiência que a empresa possui.

Não existe até hoje nenhum método ou modelo de avaliação de *performance* organizacional que seja único para toda e qualquer variável do mundo empresarial. Em vez disso, os gestores e analistas se utilizam de uma série de metodologias de avaliação de desempenho para lidar com os diferentes elementos de uma organização. Contudo, os métodos que consideram aspectos diversificados tendem a assumir uma importância especial, já que o desempenho acaba por ser afetado por variáveis de diferentes naturezas. Este tipo de metodologia multicriterial é sempre crucial num processo de avaliação institucional. Porém com esta multiplicidade de fatores de decisão faz-se necessário o uso de métodos e técnicas que possam proporcionar aos gestores uma melhor percepção da *performance* organizacional.

Este desempenho pode ser medido unidimensionalmente ou multidimensionalmente, através da comparação entre os valores observados na unidade sob análise e os valores ótimos, no que tange seus *outputs* (produtos ou indicadores a serem maximizados) e *inputs* (recursos ou insumos ou ainda indicadores a serem minimizados).

Estas comparações geram fronteiras de máxima produção ou de mínimo custo, utilizando modelos econométricos (fronteiras paramétricas) ou de programação matemática (fronteiras não-paramétricas). Este último caso é onde se encaixam os modelos de Análise Envolvente de Dados (do inglês, *Data Envelopment Analysis* – DEA).

Segundo Macedo (2004b), a DEA pode ser utilizada para comparar um grupo de empresas ou unidades de negócio a fim de identificar as eficientes e as ineficientes, em termos relativos, medindo a magnitude das ineficiências e descobrindo formas para reduzi-las pela comparação destas com as eficientes (*benchmarking*).

Ainda segundo o autor, a resposta mais importante desta metodologia é a caracterização de uma medida de eficiência, que faz com que a decisão fique orientada por um único indicador construído a partir de várias abordagens de desempenho diferentes. Vale ressaltar que isso facilita em muito o processo decisório, pois ao invés de considerar vários índices para concluir a respeito do desempenho da empresa ou da unidade sob análise o gestor se utiliza apenas da medida de eficiência do DEA. Além disso, existem outras informações oriundas desta metodologia que podem ser utilizadas para auxiliar a empresa na busca pela excelência.

Neste contexto, o objetivo deste artigo é apresentar e discutir uma modelagem para analisar e avaliar o desempenho de produtores de leite com base em Análise Envoltória de Dados (DEA). Isto é feito através de uma análise mensal de 20 produtores de leite durante o primeiro quadrimestre do ano de 2002. Os dados foram obtidos junto a um trabalho de acompanhamento de diversos produtores rurais (Geroleite) durante o período de 1998-2002.

2. Análise Envoltória de Dados (DEA)

Gomes *et al* (2005) dizem que a mensuração do desempenho de qualquer unidade produtora que utiliza múltiplos insumos para produzir múltiplos produtos é uma tarefa complexa de comparação entre as várias unidades organizadas. Geralmente, a mensuração do desempenho (eficiência) relativo é realizada tendo como base uma fronteira, as quais podem ser estimadas por diferentes métodos. Os dois mais utilizados são as fronteiras estocásticas e a Análise Envoltória de Dados (DEA). As fronteiras estocásticas consistem em abordagens paramétricas, sendo estimadas por métodos econométricos, enquanto a técnica DEA é uma abordagem não-paramétrica, que envolve programação matemática em sua estimação.

De acordo com Gomes e Mangabeira (2004) a abordagem por Análise Envoltória de Dados (DEA), que utiliza programação linear para estimar a fronteira eficiente (linear por partes), é capaz de incorporar diversos *inputs* (entradas, recursos, insumos ou fatores de produção) e *outputs* (saídas ou produtos) para o cálculo da eficiência de unidades tomadoras de decisão, designadas por DMU's (*Decision Making Units*).

Segundo Fraser e Cordina (1999) DEA envolve o uso de programação linear para construir uma fronteira de eficiência relativa por partes. Esta eficiência pode ser medida em termos do uso de *inputs* ou da produção de *outputs*. No primeiro caso tem-se o quanto de *outputs* marginais pode ser produzido com o atual nível de *inputs*. Já no segundo tem-se uma análise do quanto se pode reduzir os *inputs*, mantendo-se o nível de *outputs*.

Sharma *et al* (1999a) dizem que DEA é uma técnica de construção da fronteira de produção não-paramétrica que pode mensurar a eficiência relativa de uma unidade, tendo como base a possibilidade de produção e/ou as necessidade de insumos. Na ótica *output* a *performance* é julgada com base na habilidade da unidade em produzir o máximo de *outputs* dado um conjunto de *inputs*. Já uma orientação *input* mede o desempenho em termos da redução máxima do uso dos insumos na produção de benefícios. Ou seja, a orientação *output* reflete a habilidade da unidade em produzir uma combinação ótima de *outputs*, dado um conjunto de *inputs*, enquanto a ótica *input* reflete a habilidade da unidade em usar uma proporção ótima de insumos, dado um conjunto de *outputs* a ser alcançado.

De acordo com Arzubi e Berbel (2002) uma das principais vantagens do DEA é a possibilidade de poder comparar cada empresa ineficiente com uma outra eficiente, que serve como referência ou *benchmark*. Esta proporcionará informações úteis para guiar as decisões das empresas ineficientes na busca pela melhoria contínua.

Gomes e Mangabeira (2004) ressaltam que na construção do modelo DEA deve-se atentar para quais variáveis serão consideradas *inputs* e quais serão *outputs*. Isto porque muitas vezes uma variável representa algo que é produzido, mas cuja quantidade deve ser minimizada (por exemplo, acidentes, poluição etc.). Nestes casos, a variável será, na realidade, tratada como um *input*.

Arzubi e Berbel (2002) dizem que para atuar como *inputs* ou *outputs* deve-se considerar o critério de selecionar variáveis que ofereçam uma perspectiva de eficiência, de maneira que os resultados da análise possam ser utilizados para orientar o processo decisório.

Shafiq e Rehman (2000) reforçam esta idéia dizendo que para que a modelagem DEA possa gerar informações significativas é necessário considerar a totalidade das variáveis relevantes para o desempenho das unidades sob análise, sob pena de não se conseguir observar as reais fontes de ineficiência existentes na transformação de recursos/insumos em produtos. Logo, o *score* de eficiência depende da quantidade e da qualidade dos *inputs* e *outputs* considerados na análise.

São várias as formulações dos modelos de DEA encontradas na literatura, conforme dizem Charnes *et al* (1994), entretanto dois modelos básicos DEA são geralmente usados nas aplicações. O primeiro modelo chamado de CCR (CHARNES, COOPER e RHODES, 1978), também conhecido como CRS (*Constant Returns to Scale*), avalia a eficiência total, identifica as DMU's eficientes e ineficientes e determina a que distância da fronteira de eficiência estão às unidades ineficientes. O segundo chamado de modelo BCC (BANKER, CHARNES e COOPER, 1984), também conhecido como VRS (*Variable Returns to Scale*), utiliza uma formulação que permite a projeção de cada DMU ineficiente sobre a superfície de fronteira (envoltória) determinada pelas DMU's eficientes de tamanho compatível.

Segundo Macedo (2005), os modelos utilizados, desenvolvidos a partir do DEA, são capazes de conjugar em um único índice vários indicadores de natureza diferentes para a análise do desempenho organizacional. Pode-se perceber, então, que a modelagem possui as características de trabalhar diversas variáveis sem a necessidade de convertê-las para um padrão comum de unidade e de apoiar o processo decisório com uma técnica de natureza multicritério e, portanto, mais capaz de modelar a complexidade do mundo real.

De acordo com Coelli *et al* (1998), Charnes, Cooper e Rhodes (1978) propuseram um modelo que tinha uma orientação *input* e assumia retornos constantes de escala (CRS). Artigos subseqüentes têm considerado várias alternativas, dentre elas as de Banker, Charnes e Cooper (1984), em que o modelo de retorno variável de escala (VRS) foi proposto.

Assim, ainda segundo Coelli *et al* (1998), um caminho intuitivo para introduzir DEA é por meio de forma de razão. Para cada DMU, gostaríamos de obter uma medida de razão de todos os *outputs* sobre todos os *inputs*, ou seja, os pesos ótimos u_j e v_i são obtidos pela resolução do seguinte problema de programação matemática:

$$\begin{aligned}
 \text{Max } E_c &= \frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{jc}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ic}} \\
 \text{S.a.:} & \frac{\sum_{j=1}^s u_j y_{jk}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ik}} \leq 1, \quad k = 1, 2, \dots, c, \dots, n \\
 & u_j \geq 0, \quad \forall j, \\
 & v_i \geq 0, \quad \forall i
 \end{aligned}$$

Neste modelo c é a unidade (DMU) que está sendo avaliada. O problema acima envolve a procura de valores para u e v , que são os pesos, de modo que maximize a soma ponderada dos *outputs* (*output* “virtual”) dividida pela soma ponderada dos *inputs* (*input* “virtual”) da DMU em estudo, sujeita à restrição de que esse quociente seja menor ou igual a um, para todas as DMU’s. Esta função está sujeita à restrição de que, quando o mesmo conjunto de coeficientes de entrada e saída (os vários v_i e u_j) for aplicado a todas as outras unidades de serviços que estão sendo comparadas, nenhuma unidade excederá 100% de eficiência ou uma razão de 1,00.

De acordo com Macedo (2005), este é um problema fracionário (não linear) de programação matemática de difícil solução, que pode ser facilmente resolvido transformando a relação em uma função linear, simplesmente considerando o denominador (soma ponderada dos insumos) da função objetivo igual a um. Os modelos DEA-CRS e DEA-VRS podem então ser apresentados da seguinte maneira:

$$\begin{array}{ll}
 \text{Max } E_c = \sum_{j=1}^s u_j y_{jc} & \boxed{\text{CRS}} \\
 \text{S.a.:} & \sum_{i=1}^m v_i x_{ic} = 1 \\
 & \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, c, \dots, n \\
 & u_j, v_i \geq 0, \quad \forall x, y.
 \end{array}
 \qquad
 \begin{array}{ll}
 \text{Max } E = \sum_{j=1}^s u_j y_{jc} + u' & \boxed{\text{VRS}} \\
 \text{S.a.:} & \sum_{i=1}^m v_i x_{ic} = 1 \\
 & \sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} + u' \leq 0, \quad k = 1, 2, \dots, c, \dots, n \\
 & u, v \geq 0, \quad \forall x, y.
 \end{array}$$

Como pode-se ver nestas modelagens, a medida de eficiência DEA é mais completa que as medidas de desempenho monodimensionais, pois são capazes de incorporar uma análise multicriterial e assim modelar melhor a complexidade do mundo real. A eficiência técnica global é obtida com a fronteira CRS, que pode ser decomposta em eficiência técnica pura (obtida pela fronteira VRS) e eficiência de escala (CRS/VRS). Em suma, para uma empresa ser CRS eficiente ela precisa ter eficiência técnica (VRS) e de escala.

De acordo com Gomes *et al* (2005) os valores obtidos para eficiência VRS são maiores ou iguais aos obtidos para eficiência CRS. Isso porque a medida CRS é composta pela medida VRS e pela eficiência de escala.

Neste estudo será utilizado o modelo DEA-CRS, pois este se apresenta mais discriminante em relação às DMU’s eficientes e não eficientes. Será utilizada uma orientação *input*, pois se tem 4 *inputs* e 1 *output*. Macedo (2005) diz que quanto maior a relação $\sum \text{outputs} / \sum \text{inputs}$ maior a eficiência. Para cada DMU a ser analisada, formula-se um

problema de otimização com o objetivo de determinar os valores que esta DMU atribuiria aos multiplicadores u e v de modo a aparecer com a maior eficiência possível.

Então, complementa o autor, o problema consiste em achar os valores das variáveis u_j e v_i , que são os pesos (importância relativa de cada variável), de modo que se maximize a soma ponderada dos *outputs* (*output* “virtual”) dividida pela soma ponderada dos *inputs* (*inputs* “virtual”) da DMU em estudo, sujeita na restrição de que esse quociente seja menor ou igual a um, para todas as DMU's. Logo as eficiências variam de 0 a 1 ou 0 % e 100 %.

Porém, o modelo que será utilizado neste trabalho sofrerá algumas modificações de ordem técnica, em relação aos modelos básicos DEA/CRS/M/I, para que a análise seja substancialmente mais bem elaborada. Ao contrário dos modelos DEA clássicos que fornecem muitos empates nos índices 100% eficientes, o enfoque apresentado neste artigo fornece uma visão de eficiência onde as DMU's são colocadas frente a duas questões: ter bom desempenho naquilo em que ela é melhor: também não pode ter um mau desempenho no critério em que for pior.

Para isto é necessário introduzir o conceito de fronteira invertida, que segundo Novaes (2002) consiste em considerar os *outputs* como *inputs* e os *inputs* como *outputs*. Esse enfoque considera pelo menos duas interpretações. A primeira é que a fronteira consiste das DMU's com as piores práticas gerenciais (e poderia ser chamada de fronteira ineficiente); a segunda é que essas mesmas DMU's têm as melhores práticas considerando o ponto de vista oposto.

Uma fronteira invertida pode ser utilizada para distinguir entre as diversas DMU's onde quanto maior o grau de pertinência à fronteira invertida menor a eficiência da DMU. Para obter um índice único de eficiência, deve-se englobar os dois graus de pertinência e obrigar a que a variação do índice se dê entre 0 e 1. Esse índice é dado pela média entre o índice da fronteira padrão e complemento (em relação a 1) do índice da fronteira invertida, já que este último representa a ineficiência. Depois disso este índice é padronizado dividindo-se cada resultado pelo maior valor encontrado.

O índice proposto para medir a eficiência, permite resolver um dos principais problemas em DEA, qual seja de as DMU's poderem ser eficientes atribuindo peso nulo a vários multiplicadores (LINS e MEZA, 2000). Com efeito, para uma DMU possuir alta eficiência, esta deve ter um elevado grau de pertinência em relação à fronteira otimista e baixo grau em relação à fronteira pessimista. Dessa forma, todas as variáveis são levadas em conta no índice final, sem a atribuição de nenhum peso subjetivo a qualquer critério.

No modelo aqui proposto, o valor da eficiência de tal DMU depende também de sua posição em relação à fronteira invertida. Deve ser ressaltado que existem outros métodos para resolver esse problema, mas estes exigem julgamentos subjetivos e/ou métodos matemáticos bastante mais sofisticados.

Antes de nosso estudo propriamente dito (item 4) que trabalhará com aspectos relacionados aos produtores de leite, vamos a um exemplo simples, proposto por Macedo (2004a), para melhor explicar a modelagem DEA. Vamos supor que seis empresas ou unidades de uma mesma empresa (DMU's) estejam sendo analisadas. Para esta análise vamos aplicar os conceitos de DEA e explicar como estes funcionam. Os dados de receita (*output*) e de custos (*input*) das DMU's analisadas se encontram no quadro 01. Além disso, as eficiências calculadas pelo DEA, com o auxílio do *software* SIAD (Sistema Integrado de Apoio à Decisão), apresentado por Meza *et al* (2003), dos modelos CRS e VRS, sob a ótica *input*, também estão expressas no quadro 01.

Quadro 01 – Informações de Receita e Custos e Eficiências das DMU's

DMU	<i>Output</i> 01	<i>Input</i> 01	Índice de Eficiência	
Empresas	Receita	Custos	CRS	VRS
1	R\$ 3.190,00	R\$ 1.450,00	100	100
2	R\$ 1.300,00	R\$ 1.080,00	54,71	68,57
3	R\$ 1.980,00	R\$ 900,00	100	100
4	R\$ 3.620,00	R\$ 2.350,00	70,02	100
5	R\$ 1.042,00	R\$ 680,00	69,65	100
6	R\$ 2.900,00	R\$ 2.000,00	65,91	65,91

Pode-se perceber que para o modelo CRS apenas as DMU's 01 e 03 são eficientes, já para o modelo VRS as DMU's 01, 03, 04 e 05 são eficientes. Nota-se também que os índices de eficiência calculados no modelo VRS são sempre iguais ou superiores aos calculados pelo CRS. Isso mostra a característica mais flexível de análise dos modelos VRS em relação ao CRS.

Além deste quadro pode-se usar o gráfico 01 para se ter uma idéia da situação das DMU's. Este gráfico tem no eixo X os valores de custos e no eixo Y os valores de receita. Uma empresa eficiente é aquela que combina bem receita e custos, de modo a obter maior receita com menores custos. O gráfico 01 também mostra as fronteiras de eficiência CRS e VRS, que ajudará a entender os resultados obtidos na análise.

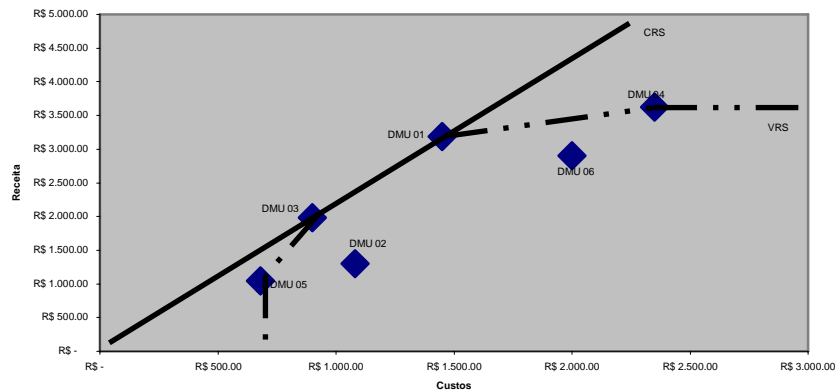


Gráfico 01 – Fronteiras Eficientes: CRS e VRS

Vamos começar explicando o modelo CRS. Este modelo pressupõe um retorno constante de escala. Ou seja, existe uma relação linear entre *inputs* e *outputs*, de modo que, um incremento ou uma redução de *input* gera um incremento ou uma diminuição proporcional de *outputs*. Isto quer dizer que serão eficientes as empresas que tiverem um melhor resultado da divisão entre *output* e *input*. Assim, os índices de eficiência, como são relativos, podem ser obtidos simplesmente, para esse caso de um *output* e um *input*, pela divisão dos resultados de *output/input* de cada DMU pelo maior valor encontrado para este quociente. Graficamente a fronteira é obtida pela linha saindo da origem e passando pelos pontos mais altos (maiores relações *output/input*) que são as DMU's 01 e 03. A ineficiência de cada DMU é calculada pela distância de cada uma em relação à fronteira CRS, por uma linha paralela ao eixo X. A idéia, então, é saber qual a redução de *input* (custos) necessária, mantendo-se os níveis de *output* (receita), para que a empresa se torne eficiente.

Já para o caso VRS, como não se tem a necessidade de proporcionalidade de *inputs* e *outputs*, mais duas DMU's são tidas como eficientes – 04 e 05 – além das DMU's 01 e 03 que já eram eficientes no CRS. A idéia é incluir outras DMU's, através do tratamento de retornos variáveis de escala (crescentes ou decrescentes), que possam representar boas práticas na relação *output/input*. Com isso, as DMU's 04 e 05 que têm respectivamente as maiores e menores receitas e custos são incluídas na fronteira VRS. As ineficiências continuam sendo calculadas da mesma maneira, porém pode-se perceber que a fronteira VRS está mais próxima da DMU 02 do que a fronteira CRS, o que explica um maior índice de eficiência ou de outra forma uma necessidade menor de redução dos custos, mantido o nível de receita, para que esta DMU se torne eficiente. No caso da DMU 06, que não teve seu índice de eficiência

modificado, percebe-se que a fronteira VRS e CRS nas proximidades desta DMU estão sobrepostas.

Por último, cabe ressaltar que em termos de análise de *benchmarking*, no caso CRS, as DMU's 01 e 03 são utilizadas como referência respectivamente para as DMU's 04 e 06 e para as DMU's 02 e 05. Já para o caso VRS, as DMU's 03 e 05 são utilizadas como referência para a DMU 02 e as DMU's 01 e 03 são referência para a DMU 06.

No caso da orientação *output*, que não foi tratado neste exemplo, a lógica é saber o máximo de receita possível dado os custos. Logo a projeção é feita para cima, ou seja, mantendo-se o nível de *input* até alcançar a fronteira.

3. DEA e Eficiência na Atividade Agropecuária

Nasr *et al* (1998) destacam que a análise do grau de eficiência em unidades agrárias contribui diretamente para melhorar a produtividade, já que representa claramente um sinal da eficiência das ações gerenciais, que é um significativo determinante da *performance* dos negócios.

Segundo Gomes e Mangabeira (2004) o uso de DEA para medir a eficiência relativa de unidades produtivas tem-se mostrado bastante atrativo em diversos setores de aplicação. O emprego de modelos DEA em agricultura pode apoiar as decisões dos agricultores, ao indicar as fontes de ineficiência e as unidades que podem servir de referência (*benchmarks*) às práticas adotadas. Em relação a estes alvos, os autores destacam como sendo a principal contribuição dos modelos DEA para a agricultura, já que assim a ferramenta gera informações sobre quais são as fontes de ineficiência e o que pode ser feito para a busca da eficiência.

De acordo com Arzubi e Berbel (2002) em uma perspectiva de longo prazo, a eficiência implica na maximização dos benefícios e na minimização dos consumos de recursos. Porém no curto prazo, os produtores eficientes podem, obter benefícios extraordinários quando os preços de venda estão em alta. Foi isso, segundo os autores, que aconteceu com a pecuária leiteira durante a década de 90 na Argentina, onde a alta de preços fazia com que não houvesse problemas em se produzir com custos relativamente altos.

Por conta disso, continuam os autores, é possível que existam produtores relativamente ineficientes, apesar dos altos benefícios auferidos com os preços altos do leite. Porém a longo prazo, principalmente com o fim da fase de preços altos, os produtores

ineficientes devem buscar a eficiência, sob pena de não conseguirem competir num mercado menos propício a desperdícios operacionais.

Segundo Fraser e Cordina (1999) DEA gera um sistema de análise de desempenho relativo que considera explicitamente a relação entre vários *inputs* e *outputs*, simultaneamente. Esta é uma medida multicriterial de eficiência mais consistente do que os mais comuns indicadores monocriteriais utilizados na avaliação de *performance* de produtores rurais. Esta técnica ainda é capaz de identificar os *inputs* que estão sendo desperdiçados, dado o nível de *outputs* produzidos, ou ainda, os *outputs* sub-produzidos, dado o nível de *inputs* utilizados, através da consideração e comparação com as melhores práticas das unidades sob análise.

Macedo (2005) diz que em seu ensaio exploratório observa-se que a metodologia DEA é capaz de munir o produtor rural de informações adicionais sobre os maiores determinantes de eficiência ou ineficiência, partindo-se de variáveis pré-selecionadas, pois oferece uma análise de *benchmarking*, onde o gestor pode avaliar as alterações necessárias para que a unidade possa se tornar eficiente em termos competitivos.

Ou seja, continua o autor, a partir de informações que não estariam disponíveis pelas técnicas convencionais, os resultados da Análise Envoltória de Dados podem proporcionar melhores condições de competitividade aos produtores, principalmente quando interpretadas e usadas com os conhecimentos e julgamentos próprios destes sobre suas operações.

O autor complementa ressaltando que os modelos DEA possibilitam a comparação, em um sentido multidimensional, da capacidade com que cada unidade organizacional transforma seus insumos em produtos e ainda, informa alterações que devem ser realizadas no nível de utilização de insumos e de produção, para tornar unidades ineficientes em eficientes.

De acordo com Shafiq e Rehman (2000), a utilização de DEA, em seu estudo, mostrou que esta técnica é capaz de identificar unidades eficientes e ineficientes na produção de algodão. Porém, ressaltam os autores, para interpretar o nível de eficiência dos produtores e projetar ações futuras para melhoria de seus desempenhos é preciso ter cuidado, principalmente, com a natureza do processo produtivo da cultura sob análise. Por conta disso, concluem os autores, é tão importante ter uma amostra o mais homogênea possível.

A pesquisa de Sharma *et al* (1999a) aplica DEA em múltiplos *outputs* e *inputs* dos anos de 1984/1985, para analisar a eficiência de 115 criadores de peixe na China. Além disso, discute-se a melhor composição do *mix* de criação, já que as unidades criam uma variedade de espécies de peixe selecionadas.

Os *outputs* considerados foram as quantidades de cada tipo de peixe em Kg/ha e os *inputs* foram mão-de-obra empregada na atividade, gastos com ração e quantidade de “filhotes” de cada uma das espécies. Para análise do *mix* ótimo foram considerados ainda os preços de venda de cada espécie. Para homogeneizar a amostra os criadores foram divididos em 24 grupos em função do tamanho da propriedade (em ha) e da região de operação (província).

Os resultados mostram que os pequenos criadores das regiões mais evoluídas são mais eficientes em média tanto em termos de eficiência econômica (CRS), quanto em relação à eficiência técnica (VRS) e a alocativa ou de escala (CRS/VRS). De forma geral, apenas pouco mais de 30 % dos criadores foram eficientes em termos da fronteira DEA-VRS e menos de 15 % na fronteira DEA-CRS. Em relação ao *mix* de criação observou-se que a produção de “grass carp” deveria ser incrementada em detrimento da criação de “black carp”.

Em um outro trabalho, Sharma *et al* (1999b), a partir de uma amostra de suinocultores do Hawaii e utilizando DEA, fizeram uma análise de desempenho considerando três medidas de eficiência: técnica (VRS), econômica (CRS) e alocativa ou de escala (CRS/VRS). A amostra analisada foi composta por 53 criadores com dados do ano de 1994, referentes à produção em toneladas, como *output*, e aos gastos com alimentação, mão-de-obra e outros custos fixos e variáveis, como *inputs*.

Para análise da *performance* os suinocultores foram divididos em 8 classes de acordo com o tamanho. Este procedimento levou os pesquisadores a concluir que o tamanho da produção possui alta correlação positiva com a eficiência. Além disso, eles observaram que as eficiências médias, em quaisquer dos casos, não passou de 80 %, sendo que em pelo menos um foi inferior a 50 %. Isto revela uma considerável ineficiência dos suinocultores.

O estudo de Gomes e Mangabeira (2004) faz uso de DEA para medir a eficiência de uma amostra de 71 agricultores do município de Holambra/SP. Os dados utilizados referem-se ao ano de 2002 e foram obtidos por levantamento de campo.

Foram selecionados 4 indicadores que trabalham relações clássicas entre produção, capital e trabalho. Como *inputs* foram selecionados área cultivada em hectares (representada pela área ocupada com cultivos mais a área de pasto), emprego (expresso por homem-hora-ano) e máquinas (calculado como número total de horas de uso de máquinas no ano). Como *output* foi considerada a renda líquida anual da propriedade (receita de vendas), em reais.

O modelo utilizado foi o DEA-VRS orientado a *outputs*, já que havia diferenças de escala significativas entre as DMU's e o objetivo era maximizar a renda do produtor, ou seja,

obter produção máxima dada às condições de trabalho (terra, mão-de-obra e máquinas). Dos 71 produtores avaliados, 6 foram 100 % eficientes, dos quais 4 são floricultores. A eficiência média da amostra foi de 23,8 %, sendo 24,8 % para os floricultores e 22,4 % para os demais.

Os autores destacam que existe uma grande quantidade de pesos zero, em especial para a variável área cultivada. Isto significa que no cálculo da eficiência esta variável foi desconsiderada para que a DMU obtivesse a eficiência máxima possível, quando comparada com as demais. Isso mostra que poucos agricultores fazem bom uso deste recurso, o que pode até explicar o baixo valor de eficiência média.

Por fim os autores destacam que o uso de DEA na avaliação dos agricultores de Holambra/SP mostrou-se bastante interessante, em especial no que se refere à determinação de diretrizes aos agricultores ineficientes para o alcance da eficiência (redução dos recursos e/ou aumento da produção). Além disso, a indicação de unidades de referência ou *benchmarks* é importante na mudança das práticas de gestão das propriedades.

A pesquisa realizada por Nasr *et al* (1998), fez uma análise não-paramétrica, com aplicação de DEA na avaliação de eficiência em uma amostra de 154 produtores rurais de grãos de Illinois, EUA, num período de sete anos, de 1988-1994. Foram utilizados como *inputs* informações sobre despesas, tais como fertilizantes e produtos químicos, sementes, depreciação e mão-de-obra, e como *outputs* a receita bruta.

Os resultados mostram que a eficiência técnica global (CRS) média no período analisado foi de 76,5 % em 1988, 82,4 % em 1989, 83,7 % em 1990, 80,4 % em 1991, 84,6 % em 1992, 81,3 % em 1993 e 86,9 % em 1994. Isso mostra uma possibilidade de melhoria do uso dos *inputs* (redução) de mais de 13 %, podendo chegar até a 23,5 % (1988). A eficiência técnica pura variou de 94 % a 96,6 % e a eficiência de escala de 87,8 % a 93,2 %. Em média, o número de DMU's eficientes foi de aproximadamente 20 % da amostra.

O trabalho de Shafiq e Rehman (2000) procura identificar fontes de ineficiência no uso de recursos na produção de algodão no Paquistão, utilizando DEA. O estudo desenvolve uma metodologia de análise do desempenho de cada produtor que utilizam os mesmos insumos (*inputs*) para obtenção dos mesmos produtos (*outputs*) e que operam sobre circunstâncias comparáveis. Este também procurou identificar as mudanças necessárias nos níveis de *inputs/outputs* para que as unidades ineficientes se tornassem eficientes.

A amostra consistiu de 117 produtores de algodão no Paquistão, onde uma modelagem DEA-CRS e outra DEA-VRS, ambas com orientação *output*, foram utilizadas para tratar informações relativas à produção de algodão (kg/ha), como *output*, e gastos com irrigação,

fertilizantes, mão-de-obra e equipamentos, como *inputs*. Os resultados mostram que menos de 30 % das DMU's são eficientes em pelo menos um dos modelos e que nem 8 % destas são eficientes nos dois modelos.

O artigo conclui que existe um número significativo de produtores rurais que usam de maneira ineficiente os insumos analisados na produção de algodão. De maneira geral, o uso dos recursos é injustificavelmente alto para o nível de produção alcançado. A análise DEA pôde ajudar a identificar os ajustes necessários no uso dos insumos nas unidades ineficientes por comparação com suas unidades de referência (*benchmarking* a partir das unidades eficientes).

A pesquisa de Freitas e Gomes (2005) teve como objetivo avaliar a eficiência técnica e o desempenho econômico comparativos entre sistemas agrícolas cultivados com tecnologia *mulch* e os cultivados com práticas de derrubada e queima. Foram utilizados dados de 24 famílias de Igarapé-Açu/PA, num total de 55 áreas cultivadas, sendo 42 áreas cultivadas com práticas de derrubada e queima e 13 com uso de tecnologia *mulch*. As variáveis utilizadas na análise foram: área cultivada, renda líquida, dias trabalhados e número de trabalhadores equivalentes.

Na análise comparativa do desempenho econômico foram utilizados parâmetros de rentabilidade/rendimento médio, comparados por testes estatísticos de diferença entre médias. Na avaliação da eficiência técnica foi utilizado o modelo DEA-VRS. Os resultados mostraram que os sistemas de culturas temporárias cultivados com práticas de derrubada e queima têm maior eficiência técnica e desempenho econômico. Já as culturas permanentes têm maior eficiência técnica quando cultivadas por tecnologia *mulch* e maior desempenho econômico quando do uso de práticas de derrubada e queima.

O estudo de Lansink *et al* (2002) utilizou DEA para analisar a eficiência de produções convencionais e orgânicas na Finlândia, no período de 1994-1997. O trabalho procura mostrar as causas das diferenças de *performance* entre estes “processos” de produção, para que se possa discutir a melhor maneira de se produzir alimentos, preservar a terra e se utilizar os recursos em geral de maneira mais eficiente e racional.

Foram observados um total de 82 produtores orgânicos e 1.133 convencionais, onde o volume de produção era o *output* e os *inputs* eram os principais fatores de produção (capital, mão-de-obra, terra e energia). Os dados foram tratados pelos modelos DEA-CRS e DEA-VRS e as eficiências médias foram próximas de 90 % para as produções orgânicas e 70 % para as convencionais. Com isso, os resultados sugeriram que a produção orgânica foi em média mais

eficiente, para esta amostra, do que a convencional. Porém, quando analisadas as produtividades dos fatores de produção percebeu-se uma vantagem considerável na produção convencional, principalmente, no que tange o fator capital.

O estudo de De Koeijer *et al* (2002) apresenta um modelo conceitual para quantificar a sustentabilidade, com base na teoria da eficiência, utilizando DEA. A amostra foi composta de 120 lavradores holandeses de beterraba e as informações de *inputs* eram relacionadas a impactos indesejáveis no meio ambiente, enquanto os *outputs* foram medidos em termos de retorno e de taxa de produção por hectare.

Os resultados mostraram que os produtores mais eficientes eram aqueles que combinavam objetivos de lucratividade com sustentabilidade ecológica. Sendo que a eficiência média foi de apenas 50 %. Isto tudo mostra que há possibilidade de melhorar a sustentabilidade deste negócio sem que isso conflite com os objetivos de rentabilidade.

No trabalho de Arzubi e Berbel (2002) se aplica uma análise de eficiência, baseada em DEA, sobre um conjunto de dados de 21 unidades de pecuária leiteira de Buenos Aires, Argentina. Na análise foram considerados dois períodos 97-98 e 99-00, com o uso de apenas um *output*, a produção física de leite, e três *inputs*, a área de pastagem (expresso pela quantidade de hectares dedicados a atividade), o número total de vacas (expresso pelo número médio mensal de animais) e os custos operacionais (expresso em dólares).

Os resultados deste estudo mostram que a eficiência técnica global (DEA-CRS) é de 83,32 % para 97-98 e de 87,4 % para 99-00. Se observa uma leve melhora dos índices médios de eficiência, mas observa-se uma possibilidade de melhor aproveitamento dos recursos em mais de 12 % dos níveis atuais. O incremento da eficiência global de 97-98 para 99-00 deve-se principalmente ao incremento da eficiência de escala (de 89,3 % para 94,3 %), já que a eficiência técnica pura ficou praticamente no mesmo patamar (aproximadamente 93 %).

No estudo de Fraser e Cordina (1999), DEA é usado para verificar a eficiência técnica de uma amostra de fazendas irrigadas de produção de leite na Austrália. Além disso, o artigo tem o objetivo de demonstrar que DEA é uma ferramenta útil para análise de *benchmarking* e para programas de extensão rural.

As modelagens DEA-CRS e DEA-VRS foram aplicadas a 50 unidades de pecuária leiteira nos anos de 94/95 e 95/96, tendo como *output* a produção total de leite, e como *inputs* o número de vacas, a área de pastagem, o gasto de água para irrigação, gasto com suplementos alimentares e mão-de-obra. Os resultados mostram que a eficiência média foi superior a 85 % em todos os casos (modelos e anos). Isso mostra que um número

significativamente grande de produtores foi eficiente ou teve um desempenho muito próximo a 100 %.

A pesquisa de Gomes *et al* (2005) procurou verificar a existência de diferenças nos fatores discriminantes da eficiência produtiva, medida com o uso de DEA, de 194 produtores de leite do RJ, 292 de TO e 114 de RO. Foram utilizados um *output* (produção anual de leite) e três *inputs* (área destinada ao gado, quantidade de vacas e custos). Os resultados mostraram diferenças significativas na composição da função discriminante de cada estado, ou seja, mostraram distinção entre as variáveis que estavam condicionando a eficiência do produtor de leite em cada região. Estes sugeriram, então, que as tomadas de decisão para aumentar a eficiência devem ser regionalizadas.

É neste contexto que se apresenta este trabalho, que procura avaliar a eficiência combinada de diversos fatores de produção de 20 produtores de leite ao longo do tempo, utilizando a Análise Envoltória de Dados (DEA). Diferentemente da maioria dos estudos de desempenho ou eficiência produtiva, nesta pesquisa tem-se um foco temporal. Ou seja, a análise será feita em diversas datas focais, gerando assim uma visibilidade temporal para o estudo. Além disso, o modelo utilizado com base na fronteira invertida é pouco utilizado, apesar de possuir vantagens metodológicas sobre os modelos tradicionais de DEA.

4. Apresentação e Análise dos Resultados

Esta pesquisa pode ser caracterizada, de acordo com o exposto por Vergara (2004), como sendo descritiva e quantitativa, pois procura-se através da aplicação da Análise Envoltória de Dados às informações de 20 produtores de leite ao longo do primeiro quadrimestre do ano de 2002 que fazem parte da amostra, expor características a respeito da *performance* destes.

O processo de amostragem é não probabilístico, pois parte-se de um universo naturalmente restrito, pois os produtores foram escolhidos a partir dos que constavam na pesquisa do Geroleite (www.geroleite.com.br). Assim sendo, esta pesquisa foi feita a partir de dados secundários colhidos no acompanhamento feito pelo grupo do Geroleite de vários produtores de leite no período de 1998-2002. A pesquisa partiu dos produtores que foram acompanhados no início do ano de 2002, onde os dados pareciam ser mais consistentes. Depois verificou-se quais eram aqueles que possuíam todas as informações necessárias durante todo o período de análise (janeiro a abril de 2002). Por fim, a amostra foi composta

por 20 produtores de leite, em cada um dos meses de observação. Todas as propriedades ficavam no município de Miracema, norte do estado do Rio de Janeiro, uma região montanhosa, com solos de média a baixa fertilidade, clima quente e com período de seca pronunciado durante o ano.

Todos os produtores que participaram desta amostra exploravam a atividade de forma empresarial, ou seja, contratavam pessoas para trabalhar e administravam as operações. Todos eram cooperados com relação a comercialização da produção leiteira, mas compravam insumos via cooperativas ou em lojas comerciais comuns, dependendo do caso.

Os sistemas de produções eram semelhantes, produziam na forma de semi-confinamento, os animais utilizavam pastagens dentro do tradicional (não eram pastagens rotacionadas) e eram suplementados com capim picado, cana no inverno e ração concentrada durante todo o ano.

Todos utilizavam ordenha mecânica, tinham tanque de expansão e preocupação com higiene por momento da ordenha. Seguiam dentro da normalidade os padrões de sanidade dos animais, com aplicação de todas as vacinas e demais medidas profiláticas apropriadas.

De cada um dos produtores rurais selecionados, foram coletadas informações mensais disponíveis referentes aos seguintes fatores de produção: custos de medicamentos, custos de mão-de-obra, custos de alimentação e outros custos. Além disso, foi considerado como *output* do sistema produtivo o volume de leite produzido. A seguir tem-se uma descrição sucinta de cada variável:

- Volume de Leite Produzido: Representa o *output* 01 e mede, em litros/mês, o volume de leite produzido por cada produtor em cada mês de análise. É caracterizado na análise como a saída do sistema produtivo;
- Custos de Medicamento: Representa o *input* 01 e mede, em R\$/mês, o uso mensal de medicamentos com o gado leiteiro;
- Custos de Mão-de-Obra: Representa o *input* 02 desta análise e mede, em R\$/mês, o gasto mensal com mão-de-obra na operação leiteira;
- Custos de Alimentação: Representa o *input* 03 e mede, em R\$/mês, o gasto mensal com alimentação. Foram considerados os gastos com concentrado, cana, capim picado, sal mineral, silagem, feno, polpa cítrica, cevada e sorgo;
- Outros Custos: Representa o último *input* (04) e mede, em R\$/mês, os gastos gerais, principalmente os relacionados à energia elétrica.

Cada um destes indicadores representa um vetor de desempenho, já que é possível hierarquizar cada uma das instituições em relação a cada um destes individualmente. Estes seriam modelos de avaliação de *performance* monocriteriais. Além disso, poder-se-ia ainda fazer uma análise de produtividade por fator de produção, dividindo o *output* por cada *input*. Porém, o que busca-se neste artigo é apresentar uma metodologia multidimensional, baseada em DEA, na qual seja possível avaliar o desempenho de cada produtor de modo multicriterial, ou seja, considerando de maneira integrada todos os vetores de desempenho ou fatores de produção apresentados.

Em linhas gerais, neste trabalho se está propondo uma abordagem que, a partir de informações sobre os principais fatores de produção e o nível operacional de 20 produtores de leite da região sudeste, divididas em quatro meses subseqüentes, procura medir a eficiência mensal de cada produtor em relação aos outros que fazem parte da amostra.

Isto é feito através da utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA), que mostra o quão um produtor é eficiente, no tratamento de seus *inputs* (fatores de produção) na geração de seu *output* (volume de leite produzido), em relação aos outros.

Esta análise fornece um indicador que varia de 0 a 1 ou de 0 % a 100 %, sendo que somente os produtores que obtêm índice de eficiência igual a um é que são efetivamente eficientes, ou seja, fazem parte da fronteira eficiente. Em termos práticos, o modelo procura identificar a eficiência de um produtor comparando-o com os melhores desempenhos mensais observados em seu nível de operação.

Em cada um dos meses pôde-se perceber que os melhores produtores são aqueles que possuem um desempenho multicriterial superior. Numa análise complementar procurou-se verificar os índices ideais para cada produtor não eficiente para que o mesmo pudesse atingir eficiência de 100 %. Ou seja, uma análise que mostrasse a redução de *inputs* necessária para que cada DMU se tornasse eficiente. A lógica é diminuir os fatores de produção mantendo-se o nível de produção de leite. O que está exposto coloca a idéia de *benchmarking*, ou seja, a tentativa de tornar as DMU's ineficientes em eficientes usando estas últimas como referência para as primeiras.

Em virtude da limitação de páginas não foi possível apresentar todos os dados coletados. Porém, o quadro 02 mostra o resumo das informações mensais pertinentes aos produtores, que fizeram parte da amostra final.

Quadro 02 – Resumo das Informações Mensais

Parâmetros	Vol. de Produção litros/mês (Output 01)	Custo de Medicamentos (Input 01)	Custo de MO (Input 02)	Custo de Alimentação (Input 03)	Outros Custos (Input 04)
JANEIRO					
Média	9974	R\$ 125,36	R\$ 855,95	R\$ 761,50	R\$ 124,08
Maior	26585	R\$ 408,00	R\$ 2.185,00	R\$ 3.983,89	R\$ 500,00
Menor	2540	R\$ 2,65	R\$ 180,00	R\$ 31,52	R\$ 3,10
Mediana	7253	R\$ 81,89	R\$ 730,00	R\$ 359,24	R\$ 82,00
DP	6936	R\$ 113,14	R\$ 580,10	R\$ 1.020,89	R\$ 120,77
FEVEREIRO					
Média	9191	R\$ 105,09	R\$ 820,15	R\$ 602,75	R\$ 129,53
Maior	23808	R\$ 515,88	R\$ 2.185,00	R\$ 3.716,44	R\$ 380,00
Menor	2389	R\$ 6,00	R\$ 180,00	R\$ 17,62	R\$ 5,60
Mediana	6524	R\$ 70,98	R\$ 635,00	R\$ 298,61	R\$ 85,00
DP	6785	R\$ 116,62	R\$ 581,75	R\$ 826,26	R\$ 111,43
MARÇO					
Média	9246	R\$ 172,02	R\$ 814,15	R\$ 702,62	R\$ 132,73
Maior	23808	R\$ 610,50	R\$ 2.185,00	R\$ 3.561,40	R\$ 536,18
Menor	1913	R\$ 35,00	R\$ 180,00	R\$ 26,60	R\$ 4,10
Mediana	7268	R\$ 123,90	R\$ 635,00	R\$ 363,88	R\$ 90,90
DP	6192	R\$ 138,71	R\$ 591,01	R\$ 912,30	R\$ 126,12
ABRIL					
Média	9090	R\$ 130,47	R\$ 824,90	R\$ 661,12	R\$ 121,37
Maior	22256	R\$ 437,00	R\$ 2.185,00	R\$ 3.075,25	R\$ 350,00
Menor	1615	R\$ 8,00	R\$ 180,00	R\$ 31,10	R\$ 14,00
Mediana	7331	R\$ 58,70	R\$ 635,00	R\$ 390,88	R\$ 88,30
DP	6210	R\$ 132,33	R\$ 626,04	R\$ 716,84	R\$ 100,61

Em relação às variáveis percebe-se que a mediana sempre apresenta valores menores que a média. Isso quer dizer que os produtores que estão acima do percentil 50 % apresentam valores maiores que aqueles que estão abaixo, fazendo assim que a média seja elevada. Isso pode até representar uma discrepância grande entre produtores de grande e pequeno portes. Além disso, percebe-se que os custos de alimentação são aqueles com maior variabilidade. Isso mostra um comportamento heterogêneo da amostra em relação a este fator de produção. Já a mão-de-obra parece ser um fator com comportamento homogêneo, já que a dispersão nesta variável é a menor entre as quatro.

Com base nas informações dos produtores sob análise montou-se o modelo de avaliação de eficiência, para cada mês. Em todas as análises utilizou-se uma orientação *input* e o modelo CRS.

Nestas quatro análises estimou-se a eficiência de cada produtor, em relação aos outros. Para obter-se a eficiência de cada DMU utilizou-se um *software* de DEA, apresentado por Meza *et al* (2003), denominado SIAD (Sistema Integrado de Apoio à Decisão). Os quadros 04 a 07 (em anexo) mostram os resultados obtidos nesta análise para cada segmento, em relação à eficiência padrão, invertida e combinada. Além disso, analisou-se as mudanças nos níveis de *inputs* nos produtores ineficientes para que os mesmos se tornem eficientes.

Com base nas informações dos quadros 03 a 06 pode-se verificar, quanto ao desempenho, que apenas os produtores abaixo foram CRS eficientes em cada mês. Na verdade estes produtores foram os que melhor combinaram os *inputs* (menores) e *outputs* (maiores):

- Janeiro: 02, 03, 04, 06, 10 e 19;
- Fevereiro: 02, 03, 04, 06 e 10;
- Março: 02, 03, 04, 06, 17, 19 e 20;
- Abril: 02, 04, 06, 19 e 20.

Pôde-se verificar que alguns produtores necessitam de grandes transformações no que tange aos *inputs*. Porém alguns outros, para se tornarem eficientes necessitam tão somente de pequenas alterações no que diz respeito a seus fatores de produção. Ou seja, vários produtores precisam melhorar bastante. Estes são exatamente aqueles que obtiveram os menores índices de eficiência CRS. Porém os produtores com maiores eficiências CRS (diferentes de 100 %) necessitam de pequenas alterações em seus indicadores para atingirem a *performance* máxima.

Para consolidar a eficiência combinada de cada mês no período analisado calculou-se a média das eficiências de cada mês para cada produtor. Depois disso, normalizou-se estes valores dividindo cada eficiência média pelo maior valor observado. O quadro 03 mostra os resultados desta análise.

Quadro 03 – Eficiência Consolidada para o Período Analisado

Produtores	Eficiência Combinada Janeiro	Eficiência Combinada Fevereiro	Eficiência Combinada Março	Eficiência Combinada Abril	Eficiência Combinada Média	Eficiência Média Corrigida
DMU_1	0,5704	0,6816	0,4531	0,4087	0,5284	0,5353
DMU_2	1,0000	1,0000	0,9491	1,0000	0,9873	1,0000
DMU_3	0,8336	0,8151	0,8940	0,7144	0,8143	0,8248
DMU_4	0,8963	0,8685	0,8732	0,8878	0,8815	0,8929
DMU_5	0,2214	0,2492	0,2333	0,1129	0,2042	0,2068
DMU_6	0,9892	0,9505	0,9808	0,9517	0,9680	0,9805
DMU_7	0,6043	0,3634	0,5319	0,2819	0,4454	0,4511
DMU_8	0,4121	0,7249	0,7414	0,1882	0,5167	0,5233
DMU_9	0,2586	0,2626	0,3383	0,2594	0,2797	0,2833
DMU_10	0,7093	0,6756	0,4741	0,4888	0,5869	0,5945
DMU_11	0,2156	0,1808	0,2479	0,4128	0,2643	0,2677
DMU_12	0,3034	0,1988	0,3184	0,2468	0,2669	0,2703
DMU_13	0,1790	0,3291	0,3363	0,3190	0,2908	0,2946
DMU_14	0,2078	0,2767	0,2142	0,5399	0,3096	0,3136
DMU_15	0,3461	0,3719	0,3714	0,6491	0,4346	0,4402
DMU_16	0,1294	0,3064	0,4241	0,2625	0,2806	0,2842
DMU_17	0,4342	0,6365	1,0000	0,9587	0,7573	0,7671
DMU_18	0,2469	0,2404	0,2122	0,2653	0,2412	0,2443
DMU_19	0,8356	0,7695	0,9364	0,8471	0,8472	0,8581
DMU_20	0,2604	0,8043	0,9835	0,8128	0,7152	0,7245

Percebe-se que o produtor 02 é o mais eficiente dentre todos os produtores analisados, seguido pelos produtores 06 e 04. Nota-se que estes três produtores foram exatamente os únicos que aparecem CRS eficientes em todos os meses da análise, sendo que o produtor 02 aparece com eficiência combinada igual a 1,0000 em três dos quatro meses da análise.

Por último, procedeu-se uma análise dos pesos atribuídos aos vetores de desempenho. Esta análise se dividiu em duas etapas: na primeira observou-se os pesos médios dados a cada variável e na segunda observou-se a distribuição de pesos iguais a zero na análise.

Cabe ressaltar que a modelagem DEA é um método não paramétrico, conforme já destacado. Isso quer dizer que não existe um sistema único de pesos para as variáveis, como é comum nos métodos paramétricos. Ou seja, na análise de cada DMU é atribuído um conjunto pesos que fazem com que esta DMU atinja a maior eficiência possível.

Porém podemos pensar em termos de pesos médios. Em outras palavras, para cada mês, qual o peso médio de cada variável, levando-se em conta o conjunto de DMU's sob análise. Os resultados mostram que em todos os meses a variável Custo de Mão-de-Obra (*input* 02) é aquela que tem maior peso médio para compor o desempenho das unidades. Esta variável é responsável por quase 60 % do desempenho das DMU's em janeiro, por mais de 45 % em fevereiro, cerca de 40 % em março e mais de 45 % em abril.

A idéia da segunda análise é verificar com base em pesos iguais a zero as variáveis que estavam sendo “desprezadas” na análise de desempenho. Em linhas gerais, quando uma variável tem peso (u ou v) igual a zero, isto representa que estas variáveis são naturalmente problemáticas na obtenção dos índices de eficiência.

Como a modelagem procura os melhores índices de desempenho, dadas às características de *inputs* e *outputs*, para cada DMU, esta atribui zero a toda variável que possa atrapalhar o objetivo de maximizar a eficiência. Tendo esta abordagem como referência percebeu-se que as variáveis Outros Custos (*input* 04) e Custos de Alimentação (*input* 03) eram as que mais apareciam com pesos zeros.

Isso significa que estes fatores de produção podem ser melhorados em todas as propriedades e que estes não estão contribuindo objetivamente para a eficiência da grande maioria dos produtores.

5. Conclusões e Considerações Finais

A eficiência é um dos aspectos que vêm governando, em maior ou menor grau, dependendo da organização e do setor, a atuação de empresas no Brasil, principalmente nos últimos anos.

Após este trabalho conseguimos obter algumas conclusões sobre os modelos não-paramétricos. Na análise geral, notamos que os modelos CRS/DEA possibilitam realizar a mensuração da eficiência de unidades organizacionais similares, por exemplo, produtores rurais.

Os resultados desse estudo propõem uma nova percepção sobre a *performance* de unidades produtivas rurais, que não se encontram disponíveis aos produtores e outras instituições ligadas ao agronegócio através das metodologias tradicionais de análise monocritérios.

Os modelos utilizados, desenvolvidos a partir do DEA, são capazes de conjugar em um único índice vários indicadores de natureza diferentes para a análise do desempenho organizacional. Pode-se perceber, então, que a modelagem possui as características de trabalhar diversas variáveis sem a necessidade de convertê-las para um padrão comum de unidade e de apoiar o processo decisório com uma técnica de natureza multicritério e, portanto, mais capaz de modelar a complexidade do mundo real.

Pôde-se perceber na amostra analisada, que o produtor 02 é aquele que possui a maior eficiência combinada dos fatores de produção considerados. Percebe-se, ainda, que há muitos produtores com índice de eficiência muito baixo, o que representa a necessidade de um grande esforço no sentido de melhorias no uso dos insumos. Além disso, percebeu-se que em relação à amostra o custo de alimentação se apresenta como o grande fator discriminante, já que tem maior variabilidade e apresenta peso zero na análise de eficiência de grande parte dos produtores.

Os resultados, em termos técnicos e gerenciais, mostram as ações em cada variável que precisam ser levadas adiante para que cada unidade possa atingir a eficiência obtida pela melhor unidade. Isso quer dizer, no caso deste trabalho, o quanto para cada unidade ineficiente cada variável precisa melhorar com base no padrão das melhores unidades sob análise.

Para unidades mais eficientes estas melhorias são pequenas, porém para unidades menos eficientes estas necessidades de redução de *inputs* são grandes. Isso tudo, tendo como base a manutenção do nível de produção (*output*).

Baseado nestes resultados obtidos no trabalho pôde-se concluir que o modelo é eficiente naquilo que se propõe e também foi confirmada a característica de multicritério. Após a análise dos resultados foi observado que realmente é possível, através de uma análise comparativa, destacarmos níveis de eficiência, e a partir daí tomarmos decisões de forma mais segura. Assim sendo, o modelo serve como instrumento gerencial que consiste em proporcionar aos produtores mais uma ferramenta que auxilia na condução dos negócios e na realização dos objetivos e no cumprimento das metas da organização.

Um ponto importante para aqueles que trabalham ou venham a trabalhar com DEA é que sejam cuidadosos com a utilização do banco de dados, pois erros de informação poderão invalidar os resultados e, assim, levar a conclusões totalmente enviesadas.

Outro fator relevante é a escolha do modelo a ser utilizado para análise que deverá ser adequado com os objetivos que se pretenda atingir. Caso contrário se obterá um grupo de unidades eficientes, que na realidade não representam os padrões de referência necessários para se efetuar possíveis inferências ou comparações.

A elaboração deste trabalho foi apenas uma tentativa de estudar a técnica de Análise Envoltória de Dados, no que tange ao agronegócio, que vem se difundindo de forma bastante veloz e atraindo pesquisadores das mais diversas áreas pelas suas características, e principalmente, pela eficiência obtida nos resultados. Mas certamente muito ainda há por ser estudado. Pode-se recomendar outros estudos, como os que já vem sendo feitos nesta área, que trabalhem com o levantamento de dados e analisem a *performance* de unidades agropecuárias em relação a um conjunto de variáveis *outputs* e *inputs*.

6. Referências Bibliográficas

ARZUBI, A.; BERBEL, J. Determinación de Índices de Eficiencia mediante DEA en explotaciones lecheras de Buenos Aires. *Invest. Agr. Prod. Sanid. Anim.* v. 17, n. 1-2, p. 103-123, 2002.

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, 1078-1092. 1984.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal Of Operational Research*. v. 2, n. 6, 429-444. 1978.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; LEWIN, A. Y.; SEIFORD, L. M. *Data Envelopment Analysis*. 2. ed. Boston: KAP, 1994.

COELLI, T.; RAO, D. S. P.; BALTESE, G. E. *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*. Boston: KAP, 1998.

FRASER, I.; CORDINA, D. An Application of Data Envelopment Analysis to Irrigated Dairy Farms in Northern Victoria, Australia. *Agricultural Systems*. v. 59, p. 267-282, 1999.

FREITAS, A. C. R.; GOMES, E. G. Desempenho Econômico e Eficiência Técnica de Sistemas Agrícolas Cultivados com Tecnologia Mulch na Amazônia Oriental. In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 43, 2005, Ribeirão Preto. *Anais do XLIII Congresso da SOBER*. Ribeirão Preto: SOBER, 2005. 1 CD.

GEROLEITE. Disponível em: <<http://www.geroleite.com.br>>. Acesso em: 23 jan 2006.

GOMES, A. P.; BAPTISTA, A. J. M. S.; WENDLING, L. L. Fatores Discriminantes do Desempenho Regional da Produção de Leite. In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 43, 2005, Ribeirão Preto. *Anais do XLIII Congresso da SOBER*. Ribeirão Preto: SOBER, 2005. 1 CD.

GOMES, E. G.; MANGABEIRA, J. A. C. Uso de Análise Envoltória de Dados em Agricultura: o caso de Holambra. *ENGEVISTA*. v. 6, n. 1, p. 19-27, 2004.

De KOEIJER, T. J.; WOSSINK, G. A. A.; STRUIK, P. C.; RENKEMA, J. A. Measuring Agricultural Sustainability in terms of Efficiency: the case of Dutch sugar beet growers. *Journal of Environmental Management*. v. 66, p. 9-17, 2002.

LANSINK, A. O.; PIETOLA, K.; BÄCKMAN, S. Efficiency and Productivity of Conventional and Organic Farms in Finland 1994-1997. *European Review of Agricultural Economics*. v. 29, n. 1, p. 51-65, 2002.

LINS, M. P. E.; MEZA, L. Â. *Análise Envoltória de Dados e Perspectivas de Integração no Ambiente de Apoio à Decisão*. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2000.

MACEDO, M. A. S. A Utilização da Análise Envoltória de Dados (DEA) na Consolidação de Medidas de Desempenho Organizacional. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS, 11, 2004, Porto Seguro. *Anais do XI Congresso Brasileiro de Custos*. Porto Seguro: ABC, 2004a. 1 CD.

MACEDO, M. A. S. Indicadores de Desempenho: Uma Contribuição para o Monitoramento Estratégico através do Uso de Análise Envoltória de Dados (DEA). In: SIMPÓSIO DE ADMINISTRAÇÃO DA PRODUÇÃO, LOGÍSTICA E OPERAÇÕES INTERNACIONAIS, 7, 2004, São Paulo. *Anais do VII SIMPOI*. São Paulo: FGVSP, 2004b. 1 CD.

MACEDO, M. A. S. Eficiência Produtiva de Unidades Agrárias: o uso de Análise Envoltória de Dados na avaliação do desempenho de conversão de insumos em produtos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ADMINISTRAÇÃO RURAL, 5, 2005, Campinas. *Anais do V Congresso da ABAR*. Campinas: ABAR, 2005. 1 CD.

MEZA, L. A.; BIONDI NETO, L; SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; GOMES. E. G.; COELHO, P. H. G. SIAD – Sistema Integrado de Apoio à Decisão: uma implementação computacional de modelos de análise de envoltória de dados. In: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL DA MARINHA, 6, 2003, Rio de Janeiro. *Anais do VI SPOLM*. Rio de Janeiro: CASNAV, 2003. 1 CD.

NASR, R. E.; BARRY, P. J.; ELLINGER, P. N. Financial Structure and Efficiency of Grain Farms. *Agricultural Finance Review*. v. 58, n. 3, p. 3-20, 1998.

NOVAES, L. F. L. *Envoltória Sob Dupla ótica aplicada na avaliação imobiliária em ambiente do sistema de informação geográfica*. 2002. 200 f. Tese (Doutorado em Engenharia de Produção) – COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.

SHAFIQ, M.; REHMAN, T. The Extent of Resource Use Inefficiencies in Cotton Production in Pakistan's Punjab: an application of Data Envelopment Analysis. *Agricultural Economics*. v. 22, p. 321-330, 2000.

SHARMA, K. R.; LEUNG, P. S.; CHEN, H.; PETERSON, A. Economic Efficiency and Optimum Stocking Densities in Fish Polyculture: an application of data envelopment analysis (DEA) to Chinese fish farms. *Aquaculture*. v. 180, p. 207-221, 1999a.

SHARMA, K. R.; LEUNG, P. S.; ZALESKI, H. M. Technical, Allocative and Economic Efficiencies in Swine Production in Hawaii: a comparison of parametric and nonparametric approaches. *Agricultural Economics*. v. 20, p. 23-35, 1999b.

VERGARA, S. C. *Projetos e Relatórios de Pesquisa em Administração*. 5 ed. São Paulo: Atlas, 2004.

Reception of originals: 09/18/2007

Acceptance for publication: 12/12/2007

ANEXOS

Quadro 04 – Resultados para o Mês de Janeiro

Produtor	EFF Padrão	EFF Invertida	Eficiência Combinada	Redução no Input 01	Redução no Input 02	Redução no Input 03	Redução no Input 04
JANEIRO							
DMU_1	0,5135	0,4899	0,5704	48,65%	49,97%	48,65%	48,65%
DMU_2	1,0000	0,2054	1,0000	Unidade CRS Eficiente			
DMU_3	1,0000	0,5041	0,8336	Unidade CRS Eficiente			
DMU_4	1,0000	0,3914	0,8963	Unidade CRS Eficiente			
DMU_5	0,3972	1,0000	0,2214	90,02%	78,41%	60,28%	85,24%
DMU_6	1,0000	0,2247	0,9892	Unidade CRS Eficiente			
DMU_7	0,8152	0,7307	0,6043	18,48%	18,48%	39,54%	74,64%
DMU_8	0,3841	0,6445	0,4121	81,22%	61,59%	61,59%	72,05%
DMU_9	0,2755	0,8114	0,2586	72,45%	72,45%	73,48%	72,45%
DMU_10	1,0000	0,7271	0,7093	Unidade CRS Eficiente			
DMU_11	0,3487	0,9618	0,2156	65,13%	65,13%	88,63%	77,25%
DMU_12	0,3767	0,8321	0,3034	62,33%	62,33%	86,80%	75,89%
DMU_13	0,3212	1,0000	0,1790	67,88%	67,88%	80,24%	67,88%
DMU_14	0,3730	1,0000	0,2078	62,70%	62,70%	85,93%	82,19%
DMU_15	0,3017	0,6806	0,3461	69,83%	69,83%	69,83%	71,09%
DMU_16	0,2322	1,0000	0,1294	76,78%	76,78%	89,12%	77,18%
DMU_17	0,5066	0,7273	0,4342	49,34%	49,34%	82,02%	49,34%
DMU_18	0,4432	1,0000	0,2469	55,68%	55,68%	90,46%	78,70%
DMU_19	1,0000	0,5004	0,8356	Unidade CRS Eficiente			
DMU_20	0,4673	1,0000	0,2604	66,64%	53,27%	53,27%	59,47%

Quadro 05 – Resultados para o Mês de Fevereiro

Produtor	EFF Padrão	EFF Invertida	Eficiência Combinada	Redução no Input 01	Redução no Input 02	Redução no Input 03	Redução no Input 04
FEVEREIRO							
DMU_1	0,7512	0,5357	0,6816	24,88%	45,24%	24,88%	24,88%
DMU_2	1,0000	0,2167	1,0000	Unidade CRS Eficiente			
DMU_3	1,0000	0,5464	0,8151	Unidade CRS Eficiente			
DMU_4	1,0000	0,4512	0,8685	Unidade CRS Eficiente			
DMU_5	0,4443	1,0000	0,2492	55,57%	70,24%	55,57%	55,57%
DMU_6	1,0000	0,3050	0,9505	Unidade CRS Eficiente			
DMU_7	0,6481	1,0000	0,3634	35,19%	35,19%	35,19%	90,58%
DMU_8	0,9143	0,6215	0,7249	8,57%	43,08%	8,57%	8,57%
DMU_9	0,2802	0,8119	0,2626	71,98%	71,98%	74,69%	74,13%
DMU_10	1,0000	0,7952	0,6756	Unidade CRS Eficiente			
DMU_11	0,3225	1,0000	0,1808	87,32%	67,75%	69,27%	74,46%
DMU_12	0,3545	1,0000	0,1988	77,64%	64,55%	85,73%	77,94%
DMU_13	0,4777	0,8908	0,3291	52,23%	52,23%	85,05%	70,49%
DMU_14	0,3466	0,8533	0,2767	70,72%	65,34%	68,85%	81,16%
DMU_15	0,3371	0,6739	0,3719	66,29%	66,29%	66,29%	67,53%
DMU_16	0,3568	0,8103	0,3064	64,32%	64,32%	74,74%	64,32%
DMU_17	0,6251	0,4901	0,6365	37,49%	37,49%	63,25%	37,49%
DMU_18	0,4287	1,0000	0,2404	57,87%	57,13%	85,88%	64,28%
DMU_19	0,8817	0,5094	0,7695	11,83%	16,97%	11,83%	11,83%
DMU_20	0,8105	0,3762	0,8043	18,95%	18,95%	18,96%	55,70%

Macedo, M.A. da S.; Steffanello, M; Oliveira, C. A. De.

Quadro 06 – Resultados para o Mês de Março

Produtor	EFF Padrão	EFF Invertida	Eficiência Combinada	Redução no Input 01	Redução no Input 02	Redução no Input 03	Redução no Input 04
MARÇO							
DMU_1	0,5045	0,7282	0,4531	49,55%	49,55%	49,55%	49,55%
DMU_2	1,0000	0,3738	0,9491	Unidade CRS Eficiente			
DMU_3	1,0000	0,4682	0,8940	Unidade CRS Eficiente			
DMU_4	1,0000	0,5037	0,8732	Unidade CRS Eficiente			
DMU_5	0,3997	1,0000	0,2333	73,05%	74,84%	60,03%	63,03%
DMU_6	1,0000	0,3195	0,9808	Unidade CRS Eficiente			
DMU_7	0,6138	0,7023	0,5319	38,62%	38,62%	38,62%	71,87%
DMU_8	0,9579	0,6874	0,7414	48,08%	61,86%	4,21%	48,79%
DMU_9	0,3607	0,7810	0,3383	63,93%	63,93%	63,93%	70,51%
DMU_10	0,8124	1,0000	0,4741	47,15%	32,33%	18,76%	79,25%
DMU_11	0,4247	1,0000	0,2479	57,53%	57,53%	78,98%	81,04%
DMU_12	0,4105	0,8648	0,3184	58,95%	58,95%	70,27%	75,08%
DMU_13	0,3567	0,7805	0,3363	64,33%	64,33%	68,48%	64,59%
DMU_14	0,3670	1,0000	0,2142	63,30%	63,30%	71,67%	81,01%
DMU_15	0,3560	0,7197	0,3714	64,40%	64,40%	64,40%	67,49%
DMU_16	0,3997	0,6730	0,4241	60,03%	60,03%	60,03%	60,03%
DMU_17	1,0000	0,2865	1,0000	Unidade CRS Eficiente			
DMU_18	0,3636	1,0000	0,2122	63,64%	63,64%	84,39%	73,12%
DMU_19	1,0000	0,3954	0,9364	Unidade CRS Eficiente			
DMU_20	1,0000	0,3147	0,9835	Unidade CRS Eficiente			

Quadro 07 – Resultados para o Mês de Abril

Produtor	EFF Padrão	EFF Invertida	Eficiência Combinada	Redução no Input 01	Redução no Input 02	Redução no Input 03	Redução no Input 04
ABRIL							
DMU_1	0,3992	0,6837	0,4087	68,92%	60,08%	60,08%	60,08%
DMU_2	1,0000	0,2494	1,0000	Unidade CRS Eficiente			
DMU_3	0,7097	0,4590	0,7144	57,28%	29,03%	29,03%	29,03%
DMU_4	1,0000	0,4457	0,8878	Unidade CRS Eficiente			
DMU_5	0,1976	1,0000	0,1129	80,24%	80,24%	80,24%	80,24%
DMU_6	1,0000	0,3339	0,9517	Unidade CRS Eficiente			
DMU_7	0,4936	1,0000	0,2819	50,64%	50,64%	50,64%	80,66%
DMU_8	0,3295	1,0000	0,1882	68,12%	67,05%	67,05%	67,05%
DMU_9	0,3246	0,8706	0,2594	88,18%	67,54%	67,54%	67,54%
DMU_10	0,6401	0,7844	0,4888	35,99%	35,99%	35,99%	85,53%
DMU_11	0,4247	0,7020	0,4128	82,49%	57,53%	57,53%	57,53%
DMU_12	0,3654	0,9333	0,2468	88,46%	63,46%	67,67%	64,96%
DMU_13	0,3488	0,7904	0,3190	65,12%	65,12%	65,12%	65,12%
DMU_14	0,5892	0,6441	0,5399	41,08%	41,08%	41,08%	72,43%
DMU_15	0,6401	0,5037	0,6491	35,99%	35,99%	35,99%	69,78%
DMU_16	0,4596	1,0000	0,2625	85,26%	54,04%	54,04%	54,04%
DMU_17	0,9105	0,2321	0,9587	8,95%	8,95%	8,95%	10,70%
DMU_18	0,4017	0,9373	0,2653	78,37%	59,83%	61,50%	59,83%
DMU_19	1,0000	0,5170	0,8471	Unidade CRS Eficiente			
DMU_20	1,0000	0,5771	0,8128	Unidade CRS Eficiente			