



Avaliação sistêmica da introdução de tecnologias na pecuária de gado de corte do Pantanal por meio de modelos de análise envoltória de dados (DEA)

Urbano Gomes Pinto de Abreu¹, Eliane Gonçalves Gomes^{2,4}, Paulo Sávio Lopes^{3,4}, Robledo de Almeida Torres^{3,4}, Heleno do Nascimento Santos³

¹ Embrapa Pantanal, Caixa Postal 109, CEP: 79320-900, Corumbá, MS.

² Embrapa Sede, Parque Estação Biológica, W3 Norte final, CEP: 70770-901, Brasília, DF.

³ Universidade Federal de Viçosa (UFV), Av. P.H. Rolfs s/n, CEP: 36570-000, Viçosa, MG.

⁴ Bolsista do CNPq.

RESUMO - Este trabalho foi realizado com o objetivo de avaliar, por meio de diferentes modelos de Análise Envoltória de Dados (DEA), a eficiência da introdução e adaptação de tecnologias no sistema de produção de cria extensiva do Pantanal. Utilizaram-se dados econômicos registrados durante oito anos (1995 a 2002). Duas metodologias de escolha das variáveis foram utilizadas para a realização da análise DEA: a primeira é uma variante do método multicritério de seleção de variáveis, que combina os objetivos conflitantes de melhor ordenação das unidades de decisão e maior eficiência média, e a segunda inclui técnicas de estatística multivariada. Nos dois modelos resultantes (com seis *inputs* e um *output*; e com três *inputs* e um *output*, respectivamente), foram analisados os resultados de eficiência em relação às fronteiras DEA clássica e invertida, além do valor do índice composto que agrega ambos os resultados. O melhor modelo, avaliado pela análise de tendência linear, foi o obtido com a variante proposta do método multicritério de seleção de variáveis, cujo índice composto resultou em estimativas significativas dos coeficientes de regressão (0,0455) e de determinação (0,70).

Palavras-chave: avaliação de desempenho, eficiência, sistema de produção

A systemic evaluation of introduction of technology in beef cattle production system in Pantanal wetlands by data envelopment analysis (DEA) models

ABSTRACT - This study was aimed at applying Data Envelopment Analysis (DEA) models to evaluate the efficiency of introducing and adapting different technologies in beef cattle production system in the Pantanal wetlands, Brazil. The economic data used in the analysis were recorded from 1995 to 2002. Two methods were used to select the DEA variables set. The first one is based on the multicriteria approach of variables selection, which combines the conflicting objectives of better ranking of decision making unit (DMU) and higher average efficiency. The second method makes use of statistic multivariate techniques (principal component analysis). The measures of efficiency with respect to the classic and to the inverted DEA frontiers, and the value of the composed score that includes both results were evaluated for the two resultant models (six inputs and one output and three inputs and one output, respectively). The linear trend analysis indicated as the best model the one selected by the multicriteria approach (including six inputs and one output), whose composed score resulted in significant estimates of the regression (0.0455) and determination coefficients (0.70).

Key Words: efficiency, performance evaluation, production systems

Introdução

As decisões do produtor rural formam um complexo quase sempre marcado por múltiplos objetivos. Entretanto, a decisão do pecuarista freqüentemente é guiada pela insatisfação com a situação atual de sua atividade. Na pecuária, aumentar os desempenhos produtivo e econômico da atividade é a mais importante das decisões (Cezar, 2001). Essa exigência leva à intensificação do

sistema de produção, mesmo que não seja total e no mesmo nível nas diversas regiões (Euclides Filho, 2000).

Em agricultura, assim como em outras áreas de estudo, os temas produtividade e eficiência devem ser diferenciados, uma vez que não encerram o mesmo conceito (Gomes et al., 2005). A melhoria de eficiência dos sistemas de produção de gado de corte pode ser obtida de diversas formas, entre elas, pelo desenvolvimento de sistemas especializados para diferentes fases da pecuária.

A pecuária extensiva de corte é explorada no Pantanal há mais de 200 anos e constitui a base para a conservação e o desenvolvimento sustentável da região. Entretanto, o desempenho zootécnico da pecuária tradicional é deficiente, com baixos índices de natalidade e desmame (em torno de 58 e 42%), além de alta mortalidade (aproximadamente 15%) nas categorias de animais jovens (bezerro e bezerro desmamado). A idade à primeira cria é tardia, em média $47,78 \pm 10,26$ meses (Abreu et al., 2000). A atividade é desenvolvida em criatórios naturais extensivos, controlados conforme o regime de enchentes (Pott et al., 1989). Nesse sistema, os animais recebem poucos cuidados e são mantidos quase que exclusivamente em pastagens nativas das extensas planícies arenosas e com poucas subdivisões, o que permite o pastejo seletivo e o uso das aguadas.

Os baixos índices de produtividade na pecuária do Pantanal são estímulo para pesquisas, que geram e adaptam tecnologias e práticas adequadas às condições regionais. Entretanto, os métodos tradicionais de difusão das tecnologias capazes de aumentar a produtividade da pecuária não alcançam adoção eficiente, tornando necessárias novas estratégias para incorporação dessas tecnologias ao sistema produtivo. O processo de monitoramento, conceitualmente, possibilita entender as práticas agrícolas em uso e identificar as razões de possíveis ajustes das tecnologias adotadas (Cezar et al., 2000).

A introdução de tecnologias em sistemas extensivos de cria no Pantanal é dinâmica, em virtude de suas características ambientais (enchente, qualidade sazonal das pastagens nativas etc.), no entanto, o retorno econômico do processo de introdução de tecnologias é lento e exige a realização de avaliações a longo prazo (Abreu et al., 2000). Portanto, as tecnologias são relacionadas à gestão de conhecimento e de processos e são efetivas quando manejadas em conjunto, de maneira sistêmica.

Nos últimos anos, o sistema de produção do Pantanal tem sido pressionado a aumentar os índices de produtividade e a qualidade genética dos animais produzidos na região. O meio ambiente regional, no entanto, é frágil e necessita de conservação, pois possui espécies da fauna e da flora de importância para a biodiversidade mundial. Assim, é necessário o uso de metodologia que quantifique a eficiência da conservação e do uso da região e que favoreça o desenvolvimento de índices de sustentabilidade, como modelos de Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA) (Korhonen & Luptacik, 2004).

Apesar da pouca utilização na análise de sistemas de produção de bovinos de corte, a metodologia de Análise

Envoltória de Dados – DEA (*Data Envelopment Analysis*) possui potencial para ser adaptada e desenvolvida para esse tipo de sistema de produção.

Saber se determinado sistema de produção é eficiente ou não, além de identificar os motivos que provocaram a ineficiência, contribui para a definição de estratégias visando à solução dos problemas. Este trabalho foi realizado com o objetivo de testar metodologias de seleção de variáveis e de modelos DEA para avaliação da eficiência da introdução e da adaptação de tecnologias no sistema de produção de criação extensiva do Pantanal em determinado período.

Material e Métodos

O estudo foi realizado em fazenda da região do Pantanal da Nhecolândia durante cinco anos (maio de 1994 a maio de 1999). O clima na região é quente, com inverno seco. Ocasionalmente, ocorrem geadas nos meses de julho ou agosto. A precipitação pluviométrica oscila entre 1.000 e 1.400 mm por ano e aproximadamente 80% das chuvas ocorrem no verão, durante os meses de novembro a março, de modo que dezembro e janeiro são o zênite dessas precipitações.

Áreas imensas do Pantanal não possuem quaisquer formações rochosas em sua superfície. A declividade da região é muito pequena, o que contribui para a alta retenção de água na superfície do solo durante as inundações fluvial e pluvial.

As tecnologias desenvolvidas pela Embrapa Pantanal e implantadas na propriedade foram: desmama antecipada; everminação estratégica das fêmeas de reposição; identificação e acompanhamento reprodutivo das matrizes; descarte com base no desempenho; monta controlada; utilização de touros oriundos de plantel de seleção da própria fazenda; avaliação andrológica de touros; e redução da proporção touro:vaca. As estratégias foram implantadas de forma paulatina ao longo do trabalho de monitoramento, conforme descrito por Abreu et al. (2000).

Todos os custos de implantação (insumos) eram registrados, assim como as vendas de animais (produtos). A modificação no sistema foi definitiva e os dados econômicos continuaram sendo registrados, mesmo após o término do trabalho de monitoramento. As coletas de dados econômicos foram feitas durante oito anos (1995 a 2002).

As despesas (em R\$) com a propriedade foram classificadas pelo produtor em dez itens, conforme descrito por Abreu et al. (2006a) e Abreu et al. (2006b): sal mineral, vacinas e medicamentos; combustíveis; utensílios e ferramentas para atividade pecuária; gastos com impostos e

escritório; manutenção de máquinas e veículos; mão-de-obra e encargos sociais; fretes para a propriedade; investimentos; gastos com viagem do proprietário para a fazenda; comissão de vendas. As despesas foram corrigidas para o efeito da inflação, de acordo com o índice geral de preços (IGP) fornecidos pela Fundação Getúlio Vargas.

Para calcular a evolução do desempenho na introdução das tecnologias, foi usada a metodologia DEA, a qual otimiza cada observação individual, ou unidades produtivas, chamadas DMU (*Decision Making Units*), de modo a estimar uma fronteira eficiente (linear por partes), composta das unidades com as melhores práticas dentro da amostra em avaliação (unidades Pareto-Koopmans eficientes). Essas unidades servem como referência ou *benchmark* para as unidades ineficientes.

Há dois modelos DEA tradicionais: o modelo CCR, também conhecido por CRS ou *constant returns to scale*, que trabalha com retornos constantes de escala (Charnes et al., 1978); e o modelo BCC ou VRS (*variable returns to scale*), desenvolvido por Banker et al. (1984), que considera retornos variáveis de escala. Para estruturar um modelo DEA, é necessário definir as unidades a serem avaliadas, as variáveis que constituirão o modelo (*inputs* e *outputs*) e o modelo DEA adotado (CCR, BCC, entre outros; orientação a *inputs*, a *outputs*, entre outros).

A vantagem de DEA em comparação a outros modelos de produção é a capacidade de incorporar múltiplos *inputs* (entradas, recursos, insumos ou fatores de produção) e múltiplos *outputs* (saídas ou produtos) para o cálculo de uma medida de eficiência única, com ou sem a incorporação de julgamentos subjetivos pelos tomadores de decisão.

Na modelagem utilizada, cada ano foi considerado uma unidade (DMU) e, para cada ano, havia disponível um total de onze variáveis: 1 *output*, receita (em R\$); e 10 *inputs*, itens de despesa (em R\$) com a propriedade. O percentual do desvio-padrão (DP) em relação à média (M) – $(DP/M) \cdot (100)$ e ao coeficiente de variação (CV), estimado a partir dos índices de eficiência para cada metodologia DEA, foi utilizado para avaliar a discriminação observada em cada método utilizado.

A etapa de seleção de variáveis é feita geralmente com base na opinião dos especialistas e na disponibilidade dos dados, identificando-se as variáveis que melhor descrevem o desempenho das unidades em avaliação, sem considerar, na maioria dos casos, um conjunto amplo de variáveis candidatas. Lins & Moreira (2000) propuseram o método I-O Stepwise, que tem como finalidade reduzir o número de variáveis a avaliar. O processo começa com o cálculo de

todos os pares *input-output* iniciais, selecionando-se a variável com maior eficiência média. Variáveis adicionais são acrescentadas, escolhendo-se, para continuidade do algoritmo, aquele cenário que possui maior eficiência média. O método I-O Stepwise não tem como finalidade melhorar a ordenação em DEA e, para incluir esta função, Soares de Mello et al. (2004) propuseram alteração ao algoritmo original. Esse método, chamado Método Multicritério para Seleção de Variáveis em DEA, considera tanto o melhor ajuste à fronteira (medido pela eficiência média, índice S_{EF}) quanto a melhor discriminação (avaliada pelo número de DMU eficientes, índice S_{DIS}). Para selecionar a variável a ser acrescentada ao modelo, esses critérios são agregados em um critério de síntese (S) e a variável selecionada é aquela que produz maior valor do índice agregado S. Da mesma forma, como no I-O Stepwise, o método Multicritério parte de um par *input-output* inicial e, para cada variável acrescentada, são calculados o número de DMU na fronteira e a eficiência média. A seleção encerra-se quando o número de variáveis for no máximo 1/3 do número de DMU (Friedman & Sinuany-Stern, 1998).

Para reduzir a subjetividade dos métodos anteriores, seja na escolha pelo decisor do par inicial seja na imposição de que o número de variáveis deve ser x vezes o número de DMU, Senra et al. (2007) propuseram uma série de métodos que eliminam essas etapas no algoritmo de seleção de variáveis. O Método Multicritério Combinatório Inicial mantém a regra de parada do método Multicritério desenvolvido por Soares de Mello et al. (2004), mas elimina a escolha do par inicial. O Método Multicritério Combinatório por Cenários tem duas fases: na primeira fase, o algoritmo é semelhante ao anterior, com exceção da eliminação da regra de parada, na qual são testados os cenários até que todas as variáveis tenham sido consideradas; na segunda fase, são recalculados os índices S_{EF} e S_{DIS} para os cenários selecionados e é escolhido o índice com maior valor de S. Essa abordagem tem dois aspectos interessantes: o primeiro é que, a partir do momento em que o tomador de decisão (TD) apresenta um conjunto amplo das variáveis passíveis de inclusão, a subjetividade já se faz presente, pois houve uma decisão subjetiva sobre quais variáveis incluir neste conjunto mais amplo; o segundo aspecto é que nem sempre é possível eliminar a etapa de seleção do “par inicial”, já que, na maioria dos casos, o TD identifica *a priori* que, se determinadas variáveis não estiverem no modelo, o resultado não refletirá o que se deseja avaliar.

Assim, o algoritmo de seleção de variáveis usado neste estudo pode ser resumido em um esquema (Figura 1) no qual S_{EF} (descriptor do critério melhor ajuste à fronteira) assume

valor 1 para o maior valor de eficiência e 0 para o menor valor; S_{DIS} (descriptor do critério máxima discriminação das DMU) recebe valor 0 para o conjunto de variáveis que gera maior número de DMU eficientes e 1 para o menor número; e S é a média aritmética entre os dois índices anteriores.

No estudo de caso avaliado, o TD (pesquisador que acompanhou a introdução de tecnologias na fazenda) julgou que as variáveis de *input* mão-de-obra e investimento deveriam estar no modelo. Assim, o cenário que iniciou o algoritmo de seleção de variáveis (Figura 1) foi composto pelo *output* receita e por esses dois *inputs*.

Diferentemente dos métodos anteriores, a partir dos quais se obtém um conjunto de variáveis que proporciona melhor ordenação das DMU e maior eficiência média, diversos autores (Zhu, 1998; Adler & Golany, 2001; Jenkins & Anderson, 2003) desenvolveram metodologias com técnicas de estatística multivariada visando à redução do número de insumos e produtos empregados na modelagem das DMU na análise de DEA. Uma dessas abordagens inclui a técnica multivariada de Componentes Principais (CP) (Abreu et al., 2006a).

A técnica de componentes principais, por meio da análise da estrutura de co-variância de uma série de variáveis, estima combinações lineares das variáveis com o objetivo de reduzir o número e a dimensionalidade de dados (Khattree & Naik, 2000).

Estimou-se a correlação univariada de Pearson entre as variáveis e os componentes principais que explicaram 90% da variação total das informações. As variáveis com as estimativas das correlações altamente significativas ($P < 0,01$) com os componentes foram utilizadas como as variáveis de insumo na análise de DEA.

O programa computacional SIAD, descrito por Angulo Meza et al. (2005), foi utilizado para cálculo dos valores de eficiência. A análise foi realizada utilizando-se os procedimentos *Proc PRINCOMP* e *Proc CORR* para análise de Componentes Principais e de Correlação, do pacote estatístico *Statistical Analysis System* (SAS, 2005).

Resultados e Discussão

Segundo o algoritmo proposto, seleciona-se o conjunto de variáveis com maior valor de S . Tanto a configuração com 6 *inputs* e 1 *output* quanto aquela com 7 *inputs* e 1 *output* proporcionam o mesmo valor de S (Tabela 1), o que significa que adicionar uma variável extra não altera a eficiência média nem o número de DMU eficientes e, por isso, a configuração com 6 *inputs* foi a escolhida. Esses *inputs* são: gastos com viagem do proprietário para a fazenda; manutenção de máquinas; fretes; mão-de-obra; investimentos; e despesas com sal mineral, vacinas e medicamentos.

O modelo escolhido apresenta ainda dificuldade de discriminação das DMU, uma vez que, das oito DMU avaliadas, três foram consideradas eficientes. Para contornar esse problema, foram adicionalmente computadas as eficiências em relação à fronteira invertida e calculado um índice que agrega as eficiências DEA clássica e em relação à fronteira invertida. Essa abordagem foi proposta por Leta et al. (2005) como um método de aumento de discriminação em DEA e inclui os seguintes pressupostos:

- a fronteira invertida pode ter duas interpretações: consiste das DMU com as piores práticas gerenciais (e poderia ser chamada de fronteira ineficiente). Essas mesmas DMU têm as melhores práticas segundo um ponto de vista oposto: por exemplo, o preço de determinado produto é *input* para o comprador, que deseja o menor possível; e *output* para o vendedor, que deseja o maior possível para ter maior retorno, semelhantemente à abordagem usada por Lins et al. (2005);

- a primeira interpretação leva à construção do índice que agrega as duas eficiências, chamado índice composto: para que uma DMU seja realmente a melhor, não deve ter somente bom desempenho naquilo em que é melhor (eficiência clássica) e não deve igualmente ter mau desempenho no critério em que é pior (eficiência em relação à fronteira invertida).

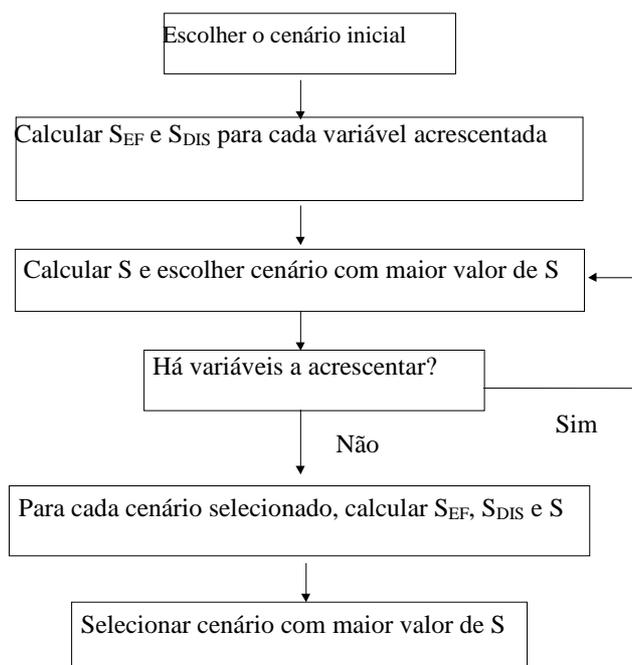


Figura 1 - Algoritmo de seleção de variáveis para o caso em estudo.

Tabela 1 - Dados para a etapa de seleção final do algoritmo proposto para seleção de variáveis

Melhor caso em cada configuração	Eficiência média	Nº de DMUs eficientes	S _{EF}	S _{DIS}	S
2I-10	0,791	2	0,000	1,00	0,500
3I-10	0,819	2	0,147	1,00	0,574
4I-10	0,839	2	0,247	1,00	0,623
5I-10	0,932	3	0,723	0,75	0,736
6I-10	0,934	3	0,737	0,75	0,743
7I-10	0,934	3	0,737	0,75	0,743
8I-10	0,977	4	0,956	0,50	0,728
9I-10	0,983	5	0,986	0,25	0,618
10I-10	0,986	6	1,000	0,00	0,500

S_{EF} - descritor do critério melhor ajuste à fronteira; S_{DIS} - descritor do critério máxima discriminação das DMUs; S - média aritmética entre os dois índices.

Tabela 2 - Resultados do modelo DEA CCR, de 6 *inputs* e 1 *output*

DMU	Eficiência em relação à fronteira DEA clássica	Eficiência em relação à fronteira DEA invertida	Índice composto
1995	0,8295	1,0000	0,6615
1996	0,8030	0,9589	0,6732
1997	1,0000	1,0000	0,7974
1998	0,8907	1,0000	0,7103
1999	1,0000	0,7872	0,9672
2000	0,9964	0,9732	0,8159
2001	1,0000	0,7460	1,0000
2002	0,9563	0,7912	0,9291
M	0,9345	0,9071	0,8193
DP	0,0823	0,1113	0,1337
DP/M (%)	8,23	10,09	10,95
CV	8,8070	12,2698	16,3229

M = média; DP = desvio-padrão; CV = coeficiente de variação.

Assim, o índice composto não é um índice de eficiência no sentido estrito do termo; é um índice que agrega dois índices de eficiência. Na verdade, é um índice ponderado bi-critério, em que os pesos atribuídos são iguais (0,5). Pimenta (2005) descreve o modelo denominado DEA-Savage, no qual os pesos atribuídos às eficiências em relação às duas fronteiras são diferentes e baseiam-se na variação de um coeficiente de otimismo (aplicado à eficiência clássica), o que permite uma análise de sensibilidade da eficiência das DMU.

O índice composto foi normalizado para ser apresentado na escala entre 0 e 1 (Tabela 2). A eficiência foi máxima, medida pela fronteira de DEA clássica (DEAC), nos anos de 1997, 1999 e 2001. Entretanto, com o uso da fronteira DEA invertida (DEAI), a eficiência máxima (ou seja, em relação ao oposto) ocorreu nos anos de 1995, 1998 e 1999. Por meio da estimativa do índice composto (IC), o ano de 2001 pode ser considerado aquele em que a tecnologia introduzida gerou o melhor desempenho.

A metodologia IC discriminou de forma mais marcante as DMU, com desvio-padrão estimado em 11% do valor da média e coeficiente de variação de 16,3229.

O ano de 2001 foi o de maior receita no período (R\$393.617,90) e de menor gasto com insumos (R\$ 104.207,20). A pior receita ocorreu no ano de 1998 (R\$ 250.008,37), quando houve maior gasto com insumos (R\$ 155.516,30). Em 1997, ano eficiente tanto no modelo DEAC quanto no DEAI, todos os custos com insumos aumentaram; foi o ano com menor investimento no período estudado (R\$8.347,92). Os anos de maior eficiência DEAI (1995, 1997 e 1998) foram os períodos de maiores custos e menores receitas.

Além das estimativas de eficiência para cada período avaliado (cada DMU) e para cada metodologia usada, foram ainda calculadas as tendências lineares das estimativas de eficiência em relação ao período avaliado (Figura 2). Os coeficientes de determinação (R^2) das equações de regressão linear calculados para as metodologias DEAC, DEAI e IC foram, respectivamente, 0,4878; 0,5457 e 0,6936.

O índice composto (IC) apresentou os melhores resultados estatísticos em comparação aos índices de eficiência calculados segundo os modelos DEAC e DEAI; a equação de regressão referente ao período estudado apresentou coeficiente de regressão (0,0455) significativo

($P < 0,01$) e o coeficiente de determinação foi de aproximadamente 70%, o que é indicio de boa qualidade de ajuste da equação aos dados.

A tendência observada da eficiência do sistema de produção com a introdução de tecnologias ao longo do tempo foi crescente e positiva. De modo geral, os anos em que ocorreram os maiores gastos com o insumo “investimento” foram aqueles com menor eficiência. Esta constatação poderia levar a supor que os investimentos realizados estariam prejudicando a eficiência do sistema como um todo. Entretanto, os investimentos forneceram a base física para que as tecnologias fossem implantadas e aprimoradas no sistema de produção. Outro aspecto é que investimentos realizados em sistemas extensivos de bovinos de corte apresentam resposta mais lenta em ganhos decorrentes da modificação tecnológica. O importante é a realização do investimento de forma ordenada, permitindo equilíbrio dos gastos durante os anos analisados.

Os três primeiros CPs e os respectivos autovalores explicaram 91,6% da variância total do conjunto total de dados Abreu et al. (2006a) (Tabela 3).

Os coeficientes das variáveis, mão-de-obra/encargos sociais e investimentos foram os que tiveram maior peso no primeiro e segundo componentes principais, respectivamente. As correlações dos itens mão-de-obra/encargos sociais (MO/ES), investimentos (I) e sal mineral/vacinas/medicamentos (S/V/M) com os dois primeiros componentes principais foram altamente significativas ($P < 0,01$) (Tabela 4).

Como resultado dessa abordagem, o modelo DEA foi estruturado com três *inputs*, custos de mão-de-obra e encargos sociais, gastos com investimentos e despesas com sal mineral, vacinas e medicamentos. O *output* único foi a receita. Avaliadas pelos coeficientes de variação, as eficiências estimadas pelos métodos de DEAC e DEAI e do IC determinaram maior discriminação das DMU observadas a partir de três variáveis de insumo e uma de produto (Tabela 5).

Os coeficientes de determinação para todas as tendências lineares das três metodologias usadas para estimativa de eficiência foram pequenos (Figura 3), o que sugere má qualidade de ajuste das equações em relação aos dados. Além disso, os coeficientes de regressão linear calculados não foram significativos ($P > 0,01$), ou seja, não foi possível verificar nenhuma tendência de que a introdução de tecnologia aumenta ou diminui a eficiência do sistema de produção como um todo, ao longo do tempo. Entretanto, o coeficiente de regressão estimado para o índice composto foi positivo (0,0424) e semelhante ao encontrado na análise de DEA com seis variáveis de *input* (0,0455).

De acordo com os resultados, o uso de um modelo DEA com maior número de variáveis de *inputs*, apesar de diminuir a discriminação entre as DMU no modelo de eficiência em relação à fronteira clássica, possibilitou, com o cálculo do índice composto, visualizar a tendência linear de aumento de eficiência ao longo do período analisado. Por outro lado, a proposta com três variáveis de *input* aumentou o poder discriminatório do modelo, mas não permitiu observar a tendência geral no desempenho do sistema produtivo com a introdução de tecnologias ao longo do tempo.

Tabela 3 - Autovalores e três primeiros componentes principais

Autovalor	193550825,00	105485069,00	35918032,00
Diferença	88065756,00	69567037,00	-
Proporção	0,5293	0,2885	0,0982
Proporção acumulada	0,529	0,817	0,916
Variável	CP2	CP3	CP3
S/V/M	0,3263	-0,0238	-0,1553
CO	0,0963	-0,0017	-0,0651
U/F	0,0278	0,0994	-0,1025
I/E	0,2689	0,1515	-0,5934
M	0,2239	0,1081	0,4629
MO/ES	0,8373	0,1976	0,1220
F	0,0043	0,0548	-0,0410
I	-0,2135	0,8999	0,2261
V	0,0107	-0,0758	0,0113
CV	0,1110	-0,3119	0,5716

CP = componente principal; S/V/M = sal mineral/vacinas/medicamentos; CO = combustíveis; U/F = utensílios/ferramentas; I/E = impostos e escritório; M = manutenção de máquinas; MO/ES = mão-de-obra e encargos sociais; F = fretes; I = investimentos; V = viagem do proprietário para a fazenda; CV = comissão de vendas.

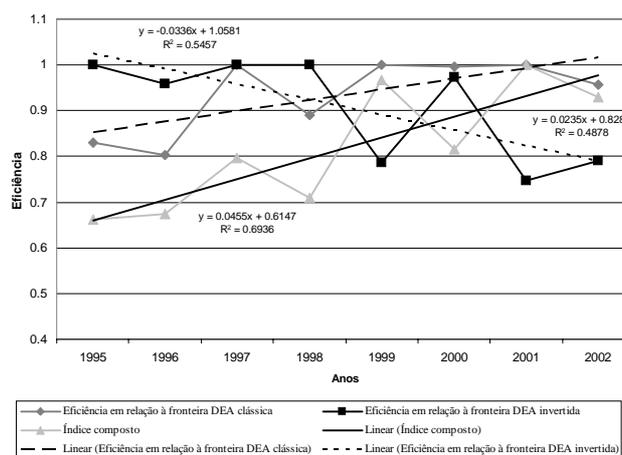


Figura 2 - Estimativas de eficiência por meio das metodologias DEAC, DEAI e IC das equações de regressão linear e dos coeficientes de regressão (R^2) obtidas utilizando-se seis variáveis de *input* e uma de *output*.

Tabela 4 - Correlações dos itens de insumos com os três primeiros componentes principais

Variável	CP1 (estimativa da probabilidade)	CP2 (estimativa da probabilidade)	CP3 (estimativa da probabilidade)
S/V/M	0,9466(0,0004)	-0,0511(0,9043)	-0,1941(0,6451)
CO	0,7848(0,0211)	-0,0101(0,9811)	-0,2287(0,5858)
U/F	0,2921(0,4826)	0,7701(0,0254)	-0,4631(0,2478)
I/E	0,6660(0,0714)	0,2770(0,5066)	-0,6332(0,0919)
M	0,5463(0,1613)	0,1948(0,6439)	0,4866(0,2214)
MO/ES	0,9802(<0,0001)	0,1707(0,6860)	0,0615(0,8849)
F	0,4716(0,2381)	0,4427(0,2720)	-0,1932(0,6466)
I	-0,3010(0,4688)	0,9366(0,0006)	0,1373(0,7457)
V	0,1214(0,7746)	-0,6349(0,0908)	0,0551(0,8969)
CV	0,2723(0,5154)	-0,5646(0,1448)	0,6037(0,1130)

CP = componente principal; S/V/M = sal mineral/vacinas/medicamentos; CO = combustíveis; U/F = utensílios/ferramentas; I/E = impostos e escritório; M = manutenção de máquinas; MO/ES = mão de obra e encargos sociais; F = fretes; I = investimentos; V = viagem do proprietário para a fazenda; CV = comissão de vendas.

Tabela 5 - Resultados do modelo DEA CCR de três *inputs* e um *output*

DMU	Eficiência em relação à fronteira DEA clássica	Eficiência em relação à fronteira DEA invertida	Índice composto
1995	0,8295	0,7316	0,7513
1996	0,6567	0,8356	0,5619
1997	1,0000	0,9970	0,6864
1998	0,5387	1,0000	0,3686
1999	0,7992	0,7606	0,7107
2000	0,8010	0,8836	0,6278
2001	1,0000	0,5387	1,0000
2002	0,9290	0,5799	0,9237
M	0,8192	0,7908	0,7038
DP	0,1618	0,1729	0,1989
DP/M (%)	13,26	13,68	14,00
CV	19,7550	21,8667	28,2629

M = média; DP = desvio-padrão; CV = coeficiente de variação.

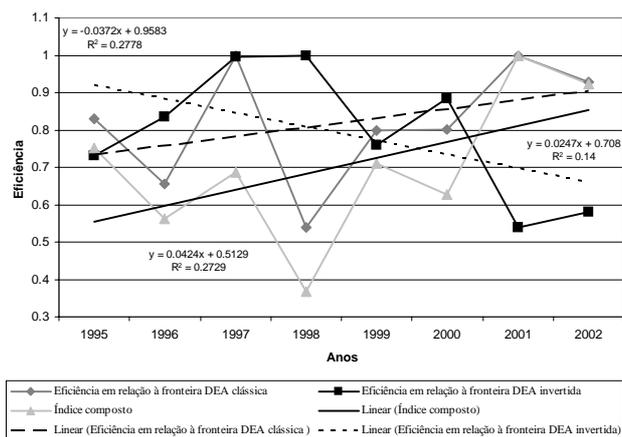


Figura 3 - Estimativas de eficiência por meio das metodologias DEAC, DEAI e IC das equações de regressão linear e dos coeficientes de regressão (R^2) ao longo do período avaliado para o caso com três variáveis de *input* e uma de *output*.

Conclusões

A etapa de seleção de variáveis em DEA é importante para melhor interpretação dos resultados do modelo. O uso de um modelo DEA com maior número de variáveis de insumos (*inputs*), apesar de não ter discriminado as DMU tanto quanto o modelo com menor número de insumos, possibilitou melhor visualização da tendência ao longo do tempo do desempenho do sistema de produção com a introdução de tecnologias. O cálculo do índice composto, que agrega os resultados de eficiência em relação às fronteiras DEA clássica e invertida, é uma alternativa para aumento do poder discriminatório das DMU nos modelos DEA. A DMU *benchmark*, segundo o resultado do índice composto, foi o ano de 2001, o qual apresentou o melhor desempenho pelo melhor resultado financeiro e uso parcimonioso de insumos, relativamente aos demais anos em estudo.

Literatura Citada

- ABREU, U.G.P.; CHALITA, L.V.A.S.; MORAES, A.S. et al. **Introdução de tecnologia no sistema de produção de bovinos de corte no Pantanal, sub-região de Nhecolândia, MS.** Corumbá: Embrapa Pantanal, 2000. 37p. (Circular Técnica, 25).
- ABREU, U.G.P.; LOPES, P.S.; BAPTISTA, A.J.M.S. et al. Avaliação da introdução de tecnologias no sistema de produção de gado de corte no Pantanal. Análise de eficiência. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v.35, n.3, p.1242-1250, 2006a.
- ABREU, U.G.P.; LOPES, P.S.; TORRES, R.A. et al. Avaliação da introdução de tecnologias no sistema de produção de gado de corte no Pantanal. Desempenho e descarte de matrizes. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v.35, n.6, p.2496-2503, 2006b.
- ADLER, N.; GOLANY, B. Evaluation of deregulated airline networks using data envelopment analysis combined with principal component analysis with an application to Western Europe. **European Journal of Operational Research**, v.132, p.260-273, 2001.
- ANGULO MEZA, L.A.; BIONDI NETO, L.; MELLO, J.C.C.B.S. de et al. ISYDS - Integrated System for Decision Support (SIAD - Sistema Integrado de Apoio à Decisão): a software package for data envelopment analysis model. **Pesquisa Operacional**, v.25, n.3, p.493-503, 2005.
- BANKER, R.D.; CHARNE, A.; COOPER, W.W. Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. **Management Science**, v.30, n.9, p.1078-1092, 1984.
- CEZAR, I.M. Racionalização de investimentos em pastagens: uma abordagem sistêmica no processo decisório. In: SIMPÓSIO SOBRE MANEJO DE PASTAGENS, 18., 2001, Piracicaba. **Anais...** Piracicaba: Fundação de Estudos Agrários Luiz de Queiroz, 2001. p.351-369.
- CEZAR, I.M.; SKERRATT, S.; DENT, J.B. Sistema participativo de geração e transferência de tecnologia para pecuaristas: o caso aplicado a Embrapa Gado de Corte. **Cadernos de Ciência & Tecnologia**, v.17, p.135-170, 2000.
- CHARNE, A.; COOPER, W.W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision-making units. **European Journal of Operational Research**, v.2, p.429-444, 1978.
- EUCLIDES FILHO, K. **Produção de bovinos de corte e o trinômio genótipo - ambiente -mercado.** Campo Grande: Embrapa Gado de Corte, 2000. 61p. (Documentos, 85).
- FRIEDMAN, L.; SINUANY-STERN, Z. Combining ranking scales and selecting variables in the DEA context: the case of industrial branches. **Computers and Operation Research**, v.25, p.781-791, 1998.
- GOMES, E.G.; MANGABEIRA, J.A.C.; SOARES DE MELLO, J.C.C.B. Análise de envoltória de dados para avaliação de eficiência e caracterização de tipologias em agricultura: um estudo de caso. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v.43, n.4, p.607-631, 2005.
- JENKINS, L.; ANDERSON, M. A multivariate statistical approach to reducing the number of variables in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v.147, p.51-61, 2003.
- KHATTREE, R.; NAIK, D.N. **Multivariate data reduction and discrimination with SAS software.** Cary: SAS Institute, 2000. 558p.
- KORHONEN, P.J.; LUPTACIK, M. Eco-efficiency analysis of power plants: an extension of data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v.154, p.437-446, 2004.
- LETA, F.R.; SOARES DE MELLO, J.C.C.B.; GOMES, E.G. et al. Métodos de melhora de ordenação em dea aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos. **Investigação Operacional**, v.25, n.2, p.229-242, 2005.
- LINS, M.P.E.; MOREIRA, M.C.B. Implementação com seleção de variáveis em modelos DEA. In: ESTELLITA LINS, M.P.; ANGULO MEZA, L. (Eds.) **Análise envoltória de dados e perspectivas de integração no ambiente do apoio à decisão.** Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2000. p.37-52.
- LINS, M.P.E.; NOVAES, L.F.L.; LEGEY, L.F.L. Real estate value assessment: a double perspective data envelopment analysis. **Annals of Operations Research**, v.138, p.79-96, 2005.
- PIMENTA, H.L.N. **Adaptação do método de Savage aos modelos DEA e Fuzzy-DEA aplicado à evolução temporal do refino de petróleo no Brasil.** Niterói: Universidade Federal Fluminense, 2005. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal Fluminense, 2005.
- POTT, E.B.; CATTO, J.B.; BRUM, P.A.R. Períodos críticos de alimentação para bovinos em pastagens nativas, no Pantanal Mato-Grossense. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.24, p.1427-1432, 1989.
- STATISTICAL ANALYSIS SYSTEM - SAS. **User's guide.** Version 9.0. Cary: 2005. (CD-ROM).
- SENRA, L.F.A.C.; NANJI, L.C.; SOARES DE MELLO, J.C.C.B. et al. Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA. **Pesquisa Operacional**, v.27, n.2, p.191-207, 2007.
- SOARES DE MELLO, J.C.C.B.; ANGULO MEZA, L.; GOMES, E.G. et al. Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. **Pesquisa Operacional**, v.23, n.2, p.325-345, 2003.
- SOARES DE MELLO, J.C.C.B.; GOMES, E.G.; ANGULO MEZA, L. et al. Selección de variables para el incremento del poder de discriminación de los modelos DEA. **Revista Investigación Operativa de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa**, v.24, p.40-52, 2004.
- ZHU, J. Data envelopment analysis vs. principal components analysis: an illustrative study of economic performance of Chinese cities. **European Journal of Operational Research**, v.111, p.50-61, 1998.