

AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA PRODUTIVA DE PEQUENOS HORTICULTORES AGROECOLÓGICOS USANDO MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS E ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Ana Paula dos Santos Rubem

Centro de Análise de Sistemas Navais
Praça Barão de Ladário, s/n, Ilha das Cobras, Centro, 20091-000, Rio de Janeiro, RJ
anarubem@bol.com.br

Ariane Lima de Moura

Mestrado em Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, São Domingos, 24210-240, Niterói, RJ
ariane.moura@yahoo.com.br

Elton de Oliveira

Mestrado em Engenharia de Biosistemas – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, São Domingos, 24210-240, Niterói, RJ
eltondeoliveira@terra.com.br

João Carlos Correia Baptista Soares de Mello

Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, São Domingos, 24210-240, Niterói, RJ
jccbsmello@id.uff.br

Laura Araujo Alves

Mestrado em Engenharia de Produção – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, São Domingos, 24210-240, Niterói, RJ
laura_alves_aa@yahoo.com.br

RESUMO

O objetivo deste trabalho é avaliar as eficiências produtivas de pequenos lotes destinados à agricultura familiar. Para tanto, será usada uma abordagem que combina Mapas Auto-Organizáveis e Análise Envoltória de Dados, com a finalidade de agrupar as unidades produtivas em *clusters* de similaridade, para, então, avaliar suas respectivas eficiências dentro do grupo correspondente. Os lotes pertencem ao Projeto Agricultura Familiar em Faixa de Dutos, que representa uma estratégia de ocupação agrícola para a faixa de terra sobrejacente aos dutos da refinaria da Petrobras, que atravessam o município de Nova Iguaçu-RJ. Os dados referem-se à produção mensal de 2012, destinada à comercialização em feiras livres e abrangem a quantidade de itens oferecidos, volume e preço médio de cada produto. Os resultados indicam que as eficiências acompanham os níveis dos elementos químicos observados no solo dos lotes.

Palavras-chave: Análise Envoltória de Dados; Eficiência; Mapas Auto-Organizáveis.

Área Principal: DEA - Análise Envoltória de Dados.

ABSTRACT

The aim of this study is to evaluate the productive efficiencies of small plots, intended for family agriculture. For this purpose, we use an approach which combines Self-Organizing Maps and Data Envelopment Analysis models, to cluster the production units, and then evaluate their efficiencies within the group. The plots belong to a project called “Projeto Agricultura Familiar em Faixa de Dutos”, which is a strategy for agricultural use and occupation for the strip of land overlying the Petrobras refinery pipelines that cross the municipality of Nova Iguaçu-RJ. The data refer to the 2012 monthly production of each plot intended for trade fairs in market-places and include the quantity of items offered, volume and average price of each product. The results indicate that the efficiencies follow the level of chemical elements observed in the soil.

Keywords: Data Envelopment Analysis; Efficiency; Self-Organizing Maps.

1. INTRODUÇÃO

Iniciado em 2006, o Projeto Agricultura Familiar em Faixas de Dutos (PAF Dutos) consiste em uma estratégia de ocupação agrícola para a faixa de terra sobrejacente aos dutos da refinaria da Petrobras. O terreno, situado no município de Nova Iguaçu, Estado do Rio de Janeiro, foi dividido em lotes de aproximadamente 1.000 m², com a cessão de um lote para cada família, não sendo permitido nele residir ou construir.

A atividade agrícola desenvolvida nos lotes do PAF Dutos é de base agroecológica e visa, primordialmente, o cultivo orgânico de frutos, tubérculos e hortaliças. Cultiva-se cerca de 50% da área total de cada lote, enquanto a outra parte é destinada ao pouso, alternadamente. A força de trabalho média empregada é de duas pessoas ao ano. A produção não destinada ao consumo próprio ou venda local é comercializada em feiras livres semanais. Todos os lotes dispõem de energia elétrica e poço semi-artesiano. Assistência técnica e insumos são oferecidos de forma equânime a todos os agricultores.

O objetivo deste artigo é avaliar as eficiências produtivas dos lotes do PAF Dutos, segundo critérios agroecológicos, que visam maior estabilidade (i.e., menor variação sazonal) na produção, maior variedade de itens produzidos e maior volume de produtos postos à venda. Para tanto, será utilizada uma abordagem que combina Mapas Auto-Organizáveis (*Self-Organizing Maps* – SOMs) e Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA). Aqui, os SOMs são usados para agrupar as unidades produtivas em *clusters* fixos homogêneos, quanto à composição química do solo, para, em seguida, avaliar as eficiências dos lotes, dentro de cada grupo, com o auxílio de modelos DEA.

A avaliação de um modelo DEA específico para cada *cluster* permitirá a avaliação da eficiência individual e média de combinações de lotes com características de fertilidade similares. A homogeneidade das unidades produtivas em análise é uma premissa importante para a aplicação de DEA. Como haverá, ainda, um modelo com um único *cluster*, incluindo todas as combinações lote-mês, será possível verificar se os agrupamentos se formaram, em termos da eficiência no contexto geral. A análise aqui conduzida poderá contribuir para o aprimoramento da gestão do cultivo orgânico familiar.

O artigo está assim organizado da seguinte forma: a Seção 2 contém uma revisão do uso de DEA em atividades agrícolas. Na Seção 3, apresenta-se a metodologia utilizada. A Seção 4 descreve a modelagem do problema. Na seção 5, são apresentados os resultados. Na Seção 6 discutem-se os resultados em termos da composição química do solo dos lotes. Por fim, a Seção 7 traz conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

2. DEA EM AGRICULTURA

Desde seu surgimento, os modelos DEA (Charnes *et al.*, 1978) tornaram-se amplamente utilizados na avaliação de eficiência. Liu *et al.* (2013) ratificaram a tendência de crescimento da literatura DEA (e.g., apenas em 2009, foram mais de 700 publicações).

O setor agrícola é uma das áreas em que a aplicação de modelos DEA mostra-se bastante profícua. Gomes (2008) conduziu uma extensa revisão da literatura sobre o tema, compilando 158 referências ao uso de modelos DEA em agricultura e pecuária, nas quais os mais variados produtos agropecuários foram abordados (e.g., produção vegetal, produção animal, pecuária de leite, horticultura). A maioria dos artigos concentrou-se nos modelos DEA CCR (Charnes *et al.*, 1978) e BCC (Banker *et al.*, 1984). Os *inputs* mais referenciados foram mão-de-obra, área usada na atividade, capital, insumos diversos, máquinas e equipamentos. Como *outputs*, em geral, foi utilizada a produção animal e/ou vegetal.

Mais recentemente, Gomes *et al.* (2009) avaliaram a eficiência e sustentabilidade de fazendas na região da Amazônia Brasileira. Mousavi-Avval *et al.* (2011) e Omid *et al.* (2011) analisaram a eficiência no consumo de energia para produção de maçã e pepino, no Irã.

Gomes *et al.* (2012) avaliaram a produção de gado de corte, usando modelos DEA com *input* unitário combinados a medidas de eficiência geradas pela fronteira DEA invertida. Soares de Mello *et al.* (2013) analisaram o desempenho dos produtores quanto à composição do sistema produtivo de pecuária de corte, usando um modelo DEA-BCC. Outros trabalhos relevantes são: Candemir *et al.* (2011), He *et al.* (2012), Cankurt *et al.* (2013).

3. METODOLOGIA

Como mencionado na Seção 1, neste artigo, será adotada uma abordagem híbrida, que primeiro se aplica os Mapas Auto-Organizáveis (Kohonen, 1982, 1998), a fim de segmentar os lotes agrícolas e gerar *clusters* homogêneos, no que se refere às propriedades químicas do solo; para, então, aplicar o modelo DEA para cada *cluster*, e avaliar a eficiência de cada lote, dentro do grupo correspondente.

3.1. MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS

Embora haja vários métodos destinados a avaliar a semelhança entre as unidades de um conjunto, a fim de gerar grupos (*clusters*) de similaridade, neste artigo, optou-se pelos Mapas Auto-Organizáveis (*Self Organizing Maps* - SOMs), originalmente propostos por Kohonen (1982, 1998). Aqui, sua aplicação visa, especificamente, superar a não-homogeneidade das unidades produtivas (lotes agrícolas), quanto à composição química do solo, criando *clusters* formados por lotes cujos níveis de fertilidade sejam semelhantes (homogêneos), possibilitando o subsequente emprego de modelo DEA para a avaliação da eficiência produtiva dentro de cada *cluster*.

A escolha baseou-se em trabalhos prévios bem-sucedidos que utilizaram SOMs para agrupar unidades produtivas (e.g., Churilov e Flitman, 2006; Alves *et al.*, 2013a, 2013b). Adicionalmente, Mangiameli *et al.* (1996) comprovaram a eficiência dos SOMs no processo de geração de *clusters*; ao passo que Tiwari e Misra (2011) revisaram a análise de *cluster* em agricultura, destacando que os SOMs são um dos métodos mais usados para tal fim.

O uso conjugado de DEA e SOMs tem sido bastante explorado. Frequentemente, como neste estudo, os SOMs são utilizados como um passo inicial, com o propósito de agrupar as unidades analisadas em *clusters* homogêneos para, em seguida, aplicar os modelos DEA a cada um dos *clusters*, a fim de calcular a eficiência das unidades produtivas que os compõem (e.g., Churilov e Flitman, 2006; Alves *et al.*, 2013a, 2013b). Dentro desse contexto, uma vantagem comparativa em relação a outros métodos de clusterização (e.g., *K-means*) está associada ao fato de o método em geral não gerar *clusters* de tamanho muito pequeno, requisito básico para a obtenção de resultados confiáveis com modelos DEA. Outra forma de uso combinado é a abordagem inversa: calcula-se a eficiência de todas as unidades em análise com o auxílio de modelos DEA para, então, agrupá-las, segundo seu índice de eficiência, utilizando SOMs para criar *clusters* com perfis produtivos similares (Soares de Mello *et al.*, 2012).

Os SOMs representam um tipo de rede neural, baseada em aprendizado competitivo e não-supervisionado. As redes neurais (McCulloch e Pitts, 1943; Rosenblatt, 1958) são modelos computacionais de inteligência artificial, que incorporam certas capacidades inerentes ao cérebro humano (Medler, 1998). Biondi Neto *et al.* (2006) descrevem-nos como uma grade composta por neurônios interligados, na qual os neurônios (representados pelos nós das grades) podem assumir diferentes topologias: e.g., hexagonal, retangular e aleatória (Haykin, 1999).

Nos SOMs, cada neurônio é inicializado com um vetor de entradas, e, a seguir, competem entre si para se tornarem ativos. A escolha do neurônio vencedor é baseada na distância euclidiana. O vencedor tem, então, seus pesos ajustados para responder melhor ao estímulo (sinapse), sendo simulado um processo de cooperação entre o vencedor e seus vizinhos topológicos, que também recebem ajustes. A vizinhança topológica é definida por meio de uma função gaussiana (embora outras possam ser implementadas). O aprendizado se

dá pelo ajuste dos pesos sinápticos (adaptação sináptica), sendo que a taxa de aprendizagem decresce ao longo do tempo, a fim de evitar que novas informações afetem seriamente o conhecimento já acumulado. Para esclarecimentos adicionais consulte Kohonen (1998).

Portanto, em linhas gerais, o método produz um mapeamento topológico, segmentando os dados de entrada com base em suas similaridades (Smith e Gupta, 2003). Sua principal vantagem é a capacidade de transformar padrões de alta dimensionalidade em mapas discretos, geralmente, uni ou bidimensionais (Kohonen, 1998).

3.2. ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* - DEA) é uma abordagem não-paramétrica para análise de eficiência, baseada em modelos de programação matemática. Seu objetivo é calcular a eficiência de cada unidade produtiva (*Decision Making Unit* – DMU). Cada DMU é otimizada individualmente, comparando os recursos utilizados (*inputs*) e as quantidades produzidas (*outputs*) aos níveis das demais. O pressuposto básico é o da homogeneidade, ou seja, o conjunto de DMUs a ser analisado deve operar sob a mesma tecnologia, usando os mesmos *inputs* e *outputs*, os quais variam apenas em termos quantitativos de uma DMU para outra. O resultado é a construção de uma superfície de envelope ou fronteira eficiente. Apenas as DMUs que se encontram na fronteira são consideradas eficientes (índice igual a 100%). Para cada DMU ineficiente, são calculados alvos e um conjunto de referência. Os alvos são os níveis de *inputs* e *outputs* que devem ser alcançados para que as DMUs se tornem eficientes, enquanto o conjunto de referência representa as DMUs eficientes (*benchmarks*) que servem como exemplos de boas práticas de gestão.

Os modelos DEA clássicos são: CCR e BCC, o primeiro assume a hipótese de retornos constantes de escala, enquanto o segundo pressupõe retornos variáveis de escala, substituindo o axioma da proporcionalidade pelo da convexidade. Os modelos DEA clássicos possuem duas formulações equivalentes (envelope e multiplicadores), que fornecem o mesmo resultado de eficiência para cada DMU, já que constituem problemas duais. Tradicionalmente, há duas orientações radiais possíveis para esses modelos: a orientação a *inputs*, que busca minimizar os recursos utilizados mantidos inalterados os níveis de produção; e a orientação a *outputs*, que implica no aumento da produção sem que se alterem as quantidades de insumos utilizadas.

Neste artigo, como todos os produtores agrícolas analisados operam com *inputs* muito semelhantes, optou-se pelo modelo DEA com *input* unitário, onde o *input* representa a própria existência da DMU. O *input* unitário é adotado para evitar as inconsistências matemáticas de um modelo sem *inputs* (Lovell e Pastor, 1999). Caporaletti *et al.* (1999) interpretam a ausência de *inputs* como um modelo multiatributo. De fato, esse tipo de modelo DEA é equivalente a um modelo multicritério aditivo em que as alternativas (DMUs) atribuem os pesos a cada critério (*outputs*), ignorando qualquer juízo de valor de um eventual decisor. Sob tais condições, pode-se afirmar que o modelo DEA é usado mais como uma ferramenta multicritério, do que como um instrumento para o cálculo de uma medida clássica de eficiência (Gomes *et al.*, 2012).

Em função do *input* constante, único e unitário, utilizou-se o modelo CCR orientado a *output*. Na formulação do envelope, o modelo CCR com *input* constante, único e unitário, orientado a *outputs*, é dado por (1), onde h_0 é o inverso da eficiência da DMU em análise (DMU_0); y_{jk} é o j -ésimo *output* ($j=1,\dots,s$) da DMU_k ($k=1,\dots,n$); e $\{\lambda_k\}$ representa a contribuição individual de cada DMU na formação do alvo da DMU_0 . No caso específico de *input* constante, único e unitário, o modelo CCR é equivalente ao BCC (Lovell e Pastor, 1999). Bezerra Neto *et al.* (2007a, 2007b) avaliaram a eficiência produtiva de consórcios de cenoura e alface com o auxílio desse mesmo tipo de modelo.

$$\text{Max } h_0$$

sujeito a

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k y_{jk} \geq h_o y_{jo}, \forall j \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^n \lambda_k \leq 1$$

$$\lambda_k \geq 0, \forall k$$

Grande parte dos estudos que usam modelos DEA em avaliações agrícolas (e.g., Mousavi-Avval *et al.*, 2011; Omid *et al.*, 2011; Gomes *et al.*, 2009) costumam focar na redução de *inputs* (e.g., sementes, fertilizante, mão-de-obra). Tais estudos abrangem, principalmente, produções de larga escala, ao passo que o presente trabalho visa a produção orgânica, com pouca diferenciação de insumos, espaço físico reduzido, uso limitado de tecnologia e produção em pequena escala.

Uma característica dos modelos DEA é sua benevolência com as unidades avaliadas, que podem ser classificadas como eficientes ao considerar apenas aquelas variáveis que lhes são mais favoráveis, provocando uma baixa discriminação entre as DMUs. A fim de superar esse problema, neste artigo, realiza-se a análise da fronteira invertida (Yamada *et al.*, 1994; Entani *et al.*, 2002), que considera os *inputs* do modelo original como *outputs* e vice-versa. Calcula-se, ainda, o índice de eficiência composta normalizado (Soares de Mello *et al.*, 2008).

4. MODELAGEM

4.1. PRIMEIRA ETAPA: DEFINIÇÃO DOS AGRUPAMENTOS

Para iniciar a primeira etapa da modelagem, é necessária a escolha das variáveis a serem usadas como entrada dos SOMs. Com base na composição química do solo dos lotes, foram selecionadas as variáveis potencial de hidrogênio (pH), teor de potássio (K), percentual de matéria orgânica (M.O.), saturação por bases (V) e teor de boro (B), julgadas relevantes para exprimir a fertilidade do solo (Yamada *et al.*, 1999), e cujo grau de heterogeneidade entre os lotes justifica seu uso na inicialização da rede. Os dados de entrada constam da Tabela 1.

O *software* utilizado para a modelagem dos SOMs foi o MATLAB® versão 7.10.0. Optou-se por uma topologia de grade hexagonal, por apresentar bons resultados e ser a prática usual entre especialistas, além do que os resultados das diferentes topologias testadas não variaram significativamente. Em seguida, foram realizados testes com diferentes dimensões de grade para determinar a melhor disposição de *clusters* para o presente estudo de caso. As dimensões testadas foram: 2x1, 3x1 e 2x2. Esse tipo de análise é importante, pois permite avaliar diferentes clusterizações.

Tabela 1 – Dados de fertilidade do solo, por lote.

Lotes	pH	K (ppm)	M.O. (%)	V (%)	B (ppm)
L-03	7	107	26,4	90	0,12
L-06	7,4	26	19,1	100	0,25
L-07	7,6	36	18,3	100	0,21
L-09	7	43	17,4	91	0,12
L-10	7,2	29	15,9	100	0,21
L-11	7,1	31	19,1	96	0,17
L-12	7,3	31	16,6	96	0,12
L-15	7,3	60	20,0	98	0,17
L-26	7,1	95	20,9	95	0,12

A grade 2x2, devido às suas características, gerou quatro *clusters*, sendo um deles representado por apenas um lote (L-15), que teve produção em oito meses de 2012. A comparação desse lote (que dá origem a oito DMUs) com os demais ficaria prejudicada, uma vez que a eficiência é uma medida relativa. Em contrapartida, a grade 3x1 (com três *clusters*) apresentou um agrupamento com dois lotes (L-3 e L-26; 10 DMUs), um com três lotes (L-6, L-7, L-10; 25 DMUs) e outro com quatro lotes (L-9, L-11, L-12 e L-15; 33 DMUs), fato

determinante para sua escolha. A distribuição dos lotes, segundo os *clusters* de similaridade gerados para as três dimensões de grade testadas, está representada na Tabela 2

4.2. SEGUNDA ETAPA: MODELAGEM DEA

Para cada um dos três *clusters* definidos na etapa anterior, será rodado um modelo DEA orientado a *outputs*, com *input* constante, único e unitário, apresentado na Subseção 3.2, aqui chamado de “Modelo C”.

Com o objetivo de avaliar a eficiência produtiva dos lotes, foram coletados dados primários, referentes à produção disponibilizada para comercialização em feiras livres semanais. Em 2012, a produção se concentrou no período de fevereiro a outubro, pelas razões já indicadas na Seção 1. Os itens disponibilizados para comercialização foram listados, segundo a quantidade posta à venda e o preço médio (em R\$), para cada um dos nove lotes englobados na análise. Os dados das feiras livres foram coletados mensalmente, por lote e produto.

Tabela 2 – Grades de *clusters* geradas.

Lotes	Dimensões		
	[2 x 1]	[3 x 1]	[2 x 2]
L-03	2	3	4
L-06	1	1	1
L-07	1	1	1
L-09	1	2	2
L-10	1	1	1
L-11	1	2	2
L-12	1	2	2
L-15	1	2	3
L-26	2	3	4

A modelagem DEA foi delineada com dois *outputs*: a variedade de produtos disponibilizados para venda; e receita estimada com base no preço médio dos produtos. O *output* “variedade de produtos” representa a quantidade de itens diferentes disponibilizados para venda para cada combinação lote-mês. Além da maior diversidade de itens ser desejável sob a ótica agroecológica, ela denota um melhor desempenho do produtor no esforço de atender ao mercado, assim como a maior capacidade de lidar com a sazonalidade, ao oferecer mais itens por mais tempo, sujeitando-se menos às variações climáticas e de preços desfavoráveis.

Já o *output* “receita estimada” representa a quantidade de produtos disponibilizados para venda multiplicada pelo preço médio de venda de cada produto. Essa variável não corresponde à receita real apurada por lote, mas foi usada como *proxy*, já que os dados de receita real não estavam disponíveis. Além disso, o *output* “receita estimada” se refere apenas à quantidade disponibilizada para venda, e não à quantidade efetivamente vendida. Cabe ressaltar, ainda, que a “receita estimada” foi utilizada como forma de evitar um número excessivo de *outputs*.

As DMUs da modelagem DEA são as combinações lote-mês, ou seja, “lote6-fev” é uma DMU diferente de “lote6-mar”. Essa é uma das formas de se aumentar o número de DMUs, sugerida por Podinovsky e Thanassoulis (2007) e utilizada para análises temporais, tal como em Gomes *et al.* (2009) e Azevedo *et al.* (2012), dentre outros. Esse tipo de abordagem é válido, uma vez que não houve mudança tecnológica significativa ao longo dos nove meses. Caso contrário, seria necessária a utilização do índice de Malmquist (Färe e Grosskopf, 1992). Cabe destacar que a possibilidade de dependência entre as variáveis por conta da configuração “lote-mês” não é fator impeditivo para aplicação do modelo em (1), já que o único pressuposto DEA é o da homogeneidade, como reportado na Subseção 3.2. No presente estudo, a única não-homogeneidade admitida é a diferença na fertilidade do solo, a qual é tratada pela clusterização prévia, seguida da aplicação do modelo DEA, separadamente, para cada grupo de unidades homogêneas.

Foram consideradas apenas as combinações lote-mês com *outputs* não nulos, totalizando 68 DMUs, que foram distribuídas entre os três *clusters*, definidos por meio dos SOMs. A composição de cada um dos *clusters*, segundo a dimensão de grade escolhida (3x1), consta da segunda coluna da Tabela 2. Vale ressaltar que, como DEA é um método determinístico, não depende de um grande número de observações para a validade de sua aplicação, diferentemente dos métodos estatísticos.

5. RESULTADOS

Para cada um dos três *clusters*, definidos por meio dos SOMs, foi rodado um modelo DEA com *input* constante, único e unitário, orientado a *outputs*, conforme modelagem descrita na Subseção 4.2. Lembrando que, como relatado na Subseção 2.2, nesse caso específico, o modelo CCR é equivalente ao modelo BCC. Para tanto, foi utilizado o *software* SIAD versão 3.0 (Angulo-Meza *et al.*, 2005). Obteve-se, assim, o índice de eficiência padrão de cada combinação lote-mês, em relação às demais DMUs pertencentes ao mesmo *cluster*. A fim de aumentar a capacidade de discriminação entre as combinações lote-mês 100% eficientes, utilizou-se, ainda, o método de fronteira invertida, para calcular o índice normalizado de eficiência composta.

As análises de eficiência foram realizadas, segundo um modelo DEA que engloba todas as 68 combinações lotes-mês em um único *cluster* (Modelo U), bem como para as DMUs segregadas em três *clusters*, conforme a abordagem híbrida proposta (Modelo C). Em seguida, calculou-se a média dos resultados por lote e mês, segundo o Modelo U, observando, a eficiência média de um determinado lote no conjunto de todos os meses em que houve produção, assim como a eficiência média de todos os lotes que produziram em um certo mês. No caso do Modelo U, a eficiência média é válida para a comparação entre lotes ou meses, pois o conjunto de comparação da fronteira original é o mesmo para todos os casos. Já o Modelo C não permite esse tipo de comparação direta das eficiências médias entre *clusters*, uma vez que a eficiência é calculada dentro de cada *cluster*. Portanto, para fins comparativos, os resultados das eficiências médias, por lote e mês, no Modelo U, foram agrupados, segundo os *clusters* previamente definidos. Análise análoga foi realizada para os resultados das eficiências e ordenações médias obtidos para cada *cluster*, segundo o Modelo U. Os resultados dos modelos U e C são mostrados na Tabela 3, que inclui, ainda, para fins comparativos, os índices de eficiência padrão e composta normalizada para as 68 DMUs avaliadas. Sob o Modelo U, duas DMUs foram classificadas como 100% eficientes, segundo a fronteira padrão: lotes 6 e 7, ambos no mês de agosto. Ao adotar o índice normalizado de eficiência composta, apenas o lote 7 permanece 100% eficiente. Além disso, ordenando as DMUs, segundo os índices de eficiência obtidos no Modelo U, é possível observar que as dezesseis combinações lote-mês mais eficientes são as mesmas, tanto usando o índice padrão como o de eficiência composta normalizada, embora neste último caso não haja DMUs empatadas. A eficiência média padrão, segundo o Modelo U, é 54,65%.

Por outro lado, considerando o Modelo C e a fronteira de eficiência padrão, no *cluster* 1, duas DMUs obtiveram índice de eficiência igual a 100% (lotes 6 e 7, ambos no mês de agosto); no *cluster* 2, duas DMUs também foram 100% eficientes (lotes 9 e 12, ambos em agosto); por fim, no *cluster* 3, apenas uma única DMU foi classificada como 100% eficiente (lote 3, também no mês de agosto). Ao se aplicar o índice normalizado de eficiência composta, aos resultados do Modelo C, apenas uma combinação lote-mês permaneceu 100% eficiente em cada grupo: lote7-agosto, no *cluster* 1; lote9-agosto, no *cluster* 2; e lote3-agosto, no *cluster* 3.

A Tabela 4 exibe as médias dos índices de eficiências padrão e composta normalizada, por lote, obtidos sob os Modelos U e C, bem como as ordenações entre parênteses, para o Modelo U. Observando os resultados de cada um dos três *clusters*, nota-se que os lotes pertencentes ao *cluster* 1 obtiveram, em conjunto, segundo o Modelo U, as maiores eficiências médias (padrão e composta normalizada), denotando que este grupo de lotes, quando analisado conjuntamente, apresenta as melhores práticas, comparativamente aos outros dois grupos formados pelos seis lotes restantes. Cabe destacar, ainda, que dentre os lotes que compõem o *cluster* 1, encontram-se os dois lotes (6 e 7) com as maiores eficiências médias individuais, segundo o Modelo U. Ademais, os resultados de eficiência média dos *clusters* 1 e 3, segundo o Modelo C, indicam um maior grau de homogeneidade entre a produção dos lotes que formam estes grupos, em relação ao *cluster* 2, ainda que o lote com o

pior resultado de eficiência média individual pertença ao *cluster* 3 (L-26). Aparentemente, o *cluster* 3 conseguiu, compensar o resultado ruim do lote 26, que produziu apenas no mês de setembro, com a produção mais regular do outro lote pertencente ao grupo (L-03), que produziu, ininterruptamente, ao longo dos nove meses do ciclo produtivo.

Tabela 3 – Resultados de eficiência, segundo os modelos U e C.

DMU	Eficiências				Cluster	DMU	Eficiências				Cluster
	Modelo U		Modelo C				Modelo U		Modelo C		
	Padrão	Composta Normalizada	Padrão	Composta Normalizada			Padrão	Composta Normalizada	Padrão	Composta Normalizada	
Lote3-fev	0,3667	0,5413	0,4231	0,3974	3	Lote15-jun	0,2667	0,4373	0,3077	0,4375	2
Lote6-fev	0,1333	0,1093	0,1333	0,0714	1	Lote3-jul	0,6667	0,8042	0,7692	0,8563	3
Lote7-fev	0,4667	0,6294	0,4667	0,6327	1	Lote6-jul	0,9333	0,9567	0,9333	0,9592	1
Lote11-fev	0,1333	0,1101	0,1538	0,0833	2	Lote7-jul	0,9000	0,9341	0,9000	0,9385	1
Lote12-fev	0,1333	0,0690	0,1538	0,0833	2	Lote9-jul	0,7333	0,8341	0,8462	0,9015	2
Lote15-fev	0,1667	0,3374	0,1923	0,2125	2	Lote10-jul	0,3667	0,5567	0,3667	0,5373	1
Lote3-mar	0,6333	0,7839	0,7308	0,8328	3	Lote11-jul	0,7667	0,8635	0,8846	0,9266	2
Lote6-mar	0,5667	0,7329	0,5667	0,7132	1	Lote12-jul	0,6000	0,7654	0,6923	0,7963	2
Lote7-mar	0,7667	0,8564	0,7667	0,8533	1	Lote15-jul	0,5333	0,7127	0,6154	0,7396	2
Lote9-mar	0,2667	0,4776	0,3077	0,4375	2	Lote3-ago	0,8752	0,9305	1,0000	1,0000	3
Lote11-mar	0,5667	0,7222	0,6538	0,7684	2	Lote6-ago	1,0000	0,9992	1,0000	0,9975	1
Lote12-mar	0,3000	0,5093	0,3462	0,4884	2	Lote7-ago	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1
Lote15-mar	0,2333	0,4401	0,2692	0,3780	2	Lote9-ago	0,8667	0,9234	1,0000	1,0000	2
Lote3-abr	0,7000	0,8142	0,8077	0,8558	3	Lote10-ago	0,4333	0,6407	0,4333	0,6030	1
Lote6-abr	0,3333	0,4894	0,3333	0,4509	1	Lote11-ago	0,7489	0,8579	0,9876	0,9781	2
Lote7-abr	0,6333	0,7753	0,6333	0,7622	1	Lote12-ago	0,7452	0,8513	1,0000	0,9750	2
Lote9-abr	0,2000	0,3342	0,2308	0,3056	2	Lote15-ago	0,4000	0,5996	0,4615	0,6111	2
Lote10-abr	0,5333	0,7074	0,5333	0,6875	1	Lote3-set	0,5667	0,7489	0,6538	0,7974	3
Lote11-abr	0,4333	0,6594	0,5126	0,6527	2	Lote6-set	0,8363	0,9088	0,8363	0,8980	1
Lote3-mai	0,6333	0,7813	0,7308	0,8275	3	Lote7-set	0,8417	0,9116	0,8417	0,9009	1
Lote6-mai	0,9333	0,9593	0,9333	0,9592	2	Lote9-set	0,4667	0,6573	0,5385	0,6786	2
Lote7-mai	0,7333	0,8364	0,7333	0,8312	2	Lote10-set	0,2667	0,4911	0,2667	0,4107	1
Lote9-mai	0,6000	0,7571	0,6923	0,7963	2	Lote11-set	0,5667	0,7483	0,6751	0,7799	2
Lote10-mai	0,5667	0,7289	0,5667	0,7132	1	Lote12-set	0,5333	0,7237	0,6154	0,7396	2
Lote11-mai	0,7667	0,8615	0,8846	0,9266	2	Lote15-set	0,2058	0,4514	0,2797	0,3320	2
Lote12-mai	0,4667	0,6610	0,5385	0,6786	2	Lote26-set	0,0668	0,0345	0,0769	0,0400	3
Lote15-mai	0,6000	0,7287	0,6923	0,7963	2	Lote3-out	0,7667	0,8617	0,8846	0,9208	3
Lote3-jun	0,5333	0,7234	0,6154	0,7655	3	Lote6-out	0,8014	0,8890	0,8014	0,8758	1
Lote6-jun	0,7333	0,8346	0,7333	0,8312	1	Lote7-out	0,7667	0,8663	0,7667	0,8533	1
Lote7-jun	0,7000	0,8139	0,7000	0,8087	1	Lote9-out	0,5333	0,7073	0,6154	0,7396	2
Lote9-jun	0,5667	0,7129	0,6538	0,7684	2	Lote10-out	0,4074	0,6420	0,4074	0,5754	1
Lote10-jun	0,3667	0,6063	0,3667	0,5373	1	Lote11-out	0,4333	0,6494	0,5000	0,6458	3
Lote11-jun	0,5000	0,6595	0,5769	0,7097	2	Lote12-out	0,4333	0,6350	0,5000	0,6458	3
Lote12-jun	0,3000	0,4654	0,3462	0,4884	2	Lote15-out	0,2667	0,4439	0,3077	0,4375	3

É importante ressaltar, ainda, que as eficiências médias padrão dos lotes pertencentes ao *cluster* 1 foram idênticas nos modelos U e C. Isso porque os lotes que formam esse *cluster* não possuem nenhuma DMU alvo nos demais *clusters*, fazendo com que, sob o modelo U, esses lotes apresentem resultados iguais aos que são obtidos ao serem avaliados separadamente no modelo C.

Tabela 4 – Eficiências médias, padrão e composta normalizada, por lote e *cluster*.

Clusters	Lotes	Eficiências Médias			
		Modelo U		Modelo C	
		Padrão	Composta Normalizada	Padrão	Composta Normalizada
1	L-06	0,6968 (2)	0,7643 (3)	0,6968	0,7507
	L-07	0,7565 (1)	0,8470 (1)	0,7565	0,8423
	L-10	0,4201 (7)	0,6247 (6)	0,4201	0,5807
	Total	0,6408	0,7550	0,6408	0,7361
2	L-09	0,5292 (5)	0,6755 (5)	0,6106	0,6902
	L-11	0,5462 (4)	0,6813 (4)	0,6477	0,7161
	L-12	0,4390 (6)	0,5850 (7)	0,5451	0,6302
	Total	0,4588	0,6131	0,5464	0,6345
3	L-03	0,6380 (3)	0,7766 (2)	0,7350	0,8059
	L-26	0,0668 (9)	0,0345 (9)	0,0769	0,0400
	Total	0,5757	0,6993	0,6692	0,7293

A Tabela 5 apresenta as eficiências médias padrão e composta normalizada, por mês, calculadas sob os modelos com *cluster* único e com três *clusters*. Nota-se, claramente, que o mês de agosto foi o que relevou as maiores eficiências médias, padrão e composta normalizada, em ambos os modelos. No caso do Modelo C, esse comportamento foi

observado em todos os *clusters*. O *cluster* 3, em particular, foi 100% eficiente no mês de agosto, uma vez que o único lote pertencente ao grupo a produzir neste mês foi o lote 3. O mês de agosto se destacou frente ao demais pela grande diversidade de itens produzidos por lote (em média, 22 itens/lote), bem como pela elevada receita média estimada por lote (em média, R\$483,68/lote). Observa-se, ainda, que fevereiro é mês com os piores resultados de eficiência média, tanto no Modelo U, quanto no C. Esse resultado não surpreende, já que esse mês apresentou a menor variedade de itens produzidos por lote (7 itens/lote, em média), além da pior receita média estimada por lote (R\$ 42,15/lote).

Tabela 5 - Eficiências médias, padrão e composta normalizada, por mês e *cluster*.

Meses	Eficiências Médias							
	Modelo U		Modelo C					
	Padrão	Composta Normalizada	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3	
Padrão			Composta Normalizada	Padrão	Composta Normalizada	Padrão	Composta Normalizada	
Fevereiro	0,2333 (9)	0,2994 (9)	0,3000	0,3520	0,1667	0,1264	0,4231	0,3974
Março	0,4762 (7)	0,6460 (6)	0,6667	0,7832	0,3942	0,5181	0,7308	0,8328
Abril	0,4722 (8)	0,6300 (8)	0,5000	0,6336	0,3717	0,4791	0,8077	0,8558
Mai	0,6714 (3)	0,7893 (3)	0,7444	0,8345	0,7019	0,7994	0,7308	0,8275
Junho	0,4958 (5)	0,6566 (5)	0,6000	0,7257	0,4712	0,6010	0,6154	0,7655
Julho	0,6875 (2)	0,8034 (2)	0,7333	0,8117	0,7596	0,8410	0,7692	0,8563
Agosto	0,7587 (1)	0,8503 (1)	0,8111	0,8669	0,8623	0,8911	1,0000	1,0000
Setembro	0,4834 (6)	0,6306 (7)	0,6482	0,7366	0,5272	0,6325	0,3654	0,4187
Outubro	0,5511 (4)	0,7118 (4)	0,6585	0,7681	0,4808	0,6172	0,8846	0,0400
Total	0,5465	0,6804	0,6408	0,7361	0,5464	0,6345	0,6692	0,7293

Por fim, a Tabela 6 mostra os resultados médios de eficiência e ordenação, segundo a fronteira padrão, que foram calculados sob o Modelo G para as 68 combinações lote-mês, e, a seguir, agrupados, conforme os *clusters* de similaridade definidos. Analisando conjuntamente os resultados de ordenação e eficiências médias, fica evidente que as DMUs mais eficientes no Modelo G pertencem ao *cluster* 1, seguidas pelas do *cluster* 3 e, finalmente, pelas do *cluster* 2.

Tabela 6 – Comportamento dos *clusters* no Modelo U.

	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Ordenação média	26,12	40,30	29,40
Eficiência média padrão	64,08%	45,88%	57,57%

6. DISCUSSÃO

A definição dos *clusters*, pelos SOMs, ajudou a revelar possíveis influências dos níveis dos elementos químicos do solo (vide Tabela 1) nas eficiências obtidas com o modelo DEA. O *cluster* 1, constituído pelos lotes 6, 7 e 10, caracteriza-se por abranger os lotes com valores de V (saturação por bases) iguais a 100%, bem como os maiores níveis de boro (B), indicando solos, potencialmente, mais férteis. Tendo o lote 7 (36 ppm), primeiro colocado em eficiência padrão média no Modelo U, um nível de potássio (K) maior que o lote 6 (26 ppm), segundo colocado, o que pode ter contribuído para o seu melhor desempenho. O solo do lote 10 (29 ppm), apesar de apresentar teores de K maior que o lote 6, teve uma baixa variedade de itens produzidos (média de 12,6 itens/mês), ocupando o sétimo lugar no *ranking* geral das eficiências médias padrão (vide Tabela 6). Esse resultado realça a importância dos teores de K nos solos desses lotes, como fator limitante, conforme a Lei de Liebig (Yamada *et al.*, 1999), a qual considera que a substância mineral de menor concentração relativa determina o limite para o crescimento e rendimento do solo. Confirma, também, a relevância do indicador V na avaliação da fertilidade, bem como sua contribuição para uma maior eficiência.

O *cluster* 2, constituído pelos lotes 9 (B=0,12 ppm), 11 (B=0,17 ppm), 12 (B=0,12 ppm) e 15 (B=0,17 ppm), com os teores mais baixos de boro e medianos para os outros nutrientes. Sendo que os lotes 12 e 15 tiveram uma baixa variedade de itens produzidos, o que

explica suas eficiências relativamente baixas, sexto e oitavo lugar, respectivamente, no *ranking* geral de eficiências médias padrão. Já os lotes 11 e 9, ocuparam, respectivamente, o quarto e o quinto lugar no *ranking* geral de eficiências médias, o que pode ter sido reflexo do baixo teor de boro no solo, que muito provavelmente limitou a produção.

O *cluster* 3, constituído pelos lotes 3 (V=90%), terceiro lugar em eficiência média padrão, segundo o Modelo U, e 26 (V=95%), último lugar no *ranking* geral de eficiência média padrão, possuem os maiores níveis de K (107 e 95 ppm, respectivamente) e os maiores níveis de M.O. (2,64% e 2,09%, respectivamente). Esse resultado alerta para a importância do maior teor de matéria orgânica que aliada ao maior nível de potássio no lote 3, contribuiu para seu melhor desempenho. O lote 26 teve produção em apenas um mês durante todo o ano de 2012, por motivos de saúde do seu gestor, portanto, obteve a pior eficiência de todo o conjunto. Observa-se que as variáveis escolhidas, para a análise química do solo, contribuíram para a eficiência produtiva dos lotes, em especial, o valor V e o nível de K, juntamente com os teores de M.O. e de B. O valor do pH não teve muita influência pois havia pouca variabilidade entre os lotes e todos estavam em níveis aceitáveis. Portanto, no momento, a adubação direcionada para a complementação e elevação dos níveis de K, M.O. e B, poderá colaborar para o incremento das eficiências produtivas. Pode-se constatar, ainda, que índices de eficiência mais elevados foram atingidos pela grande maioria das DMUs, durante o mês de agosto.

7. CONCLUSÕES

O presente estudo propiciou a avaliação da eficiência agrícola das unidades produtivas pertencentes ao projeto PAF Dutos, sob uma ótica diferente, na qual o modelo DEA com *input* unitário, foi utilizado de forma conjugada com os SOMs, que auxiliou na definição dos *clusters* fixos, segundo critérios de composição química do solo ligados à fertilidade. A avaliação de um modelo DEA específico para cada *cluster* permitiu a análise da eficiência individual e média de lotes com características de fertilidade similares.

Além disso, foi possível constatar que tanto a eficiência quanto a manutenção da fertilidade do lote resultam da interação de diversas variáveis afetas à composição química do solo. Dentre as variáveis químicas analisadas, verificou-se que os níveis de pH, potássio, boro, matéria orgânica e saturação de bases contribuíram sobremaneira para a promoção da eficiência produtiva, indicando que o manejo agroecológico auxilia a sustentabilidade da atividade, promovendo a preservação, ou mesmo o incremento, da fertilidade dos solos avaliados.

A definição dos *clusters*, por intermédio dos SOMs, combinados à utilização do modelo DEA, mostrou-se bastante promissora, corroborando a relação existente entre os níveis de elementos da composição química do solo associados à fertilidade e a eficiência agrícola. Acredita-se que integração metodológica proposta neste trabalho represente uma contribuição significativa para o aprimoramento da gestão da agricultura orgânica familiar, à medida que possa vir a ser efetivamente empregada, de modo a auxiliar os pequenos agricultores no processo de tomada de decisão (e.g., o que plantar, quantas variedades, quando começar).

Uma possível extensão deste trabalho compreende a utilização dos chamados *clusters* dinâmicos (Golany e Thore, 1997) conjugados ao modelo DEA, em substituição aos *clusters* fixos. Isso possibilitaria a comparação de todas as DMUs entre si, mesmo sob o modelo clusterizado, uma vez que, desde que nenhum agrupamento definido seja disjunto em relação a todos os demais, tal comparação é possível de ser feita, ainda que de forma indireta.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Altieri, M. A.; Nicholls, C. I. (2003). Agroecologia: resgatando a agricultura orgânica a partir de um modelo industrial de produção e distribuição. *Ciência & Ambiente*, 27, 141-152.
- [2] Alves, L. A.; Kramer; H. H., Tschaffon; P. B.; Soares de Mello, J. C. C. B. (2013a), Assessing efficiency and setting benchmarks for NBA teams through DEA and DMU clustering, *In: 4th International Conference on Mathematics in Sport*, Leuven, Bélgica.
- [3] Alves, L. A.; Chicralla, R. C.; Leite, V. P.; Soares de Mello, J. C. C. B.; Biondi Neto, L. (2013b). Previsão de faturamento para lojas do setor de varejo com redes neurais. *Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento*, 5 (1), 1-13.
- [4] Angulo-Meza, L.; Biondi Neto, L.; Soares de Mello, J. C. C. B.; Gomes, E. G. (2005). ISYDS - Integrated System for Decision Support (SIAD - Sistema Integrado de Apoio à Decisão): a software package for data envelopment analysis model. *Pesquisa Operacional*, 25 (3), 493-503.
- [5] Azevedo, G. H. I.; Roboredo, M. C.; Aizemberg, L.; Silveira, J. Q.; Soares de Mello, J. C. C. B. (2012). Uso de análise envoltória de dados para mensurar eficiência temporal de rodovias federais concessionadas. *Journal of Transport Literature*, 6 (1), 37-56.
- [6] Banker, R. D.; Charnes, A.; Cooper, W.W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30 (9), 1078-1092.
- [7] Bezerra Neto, F.; Gomes, E. G.; Nunes, G. H. S.; Oliveira, E. Q. (2007a). Desempenho de sistemas consorciados de cenoura e alface avaliados através de métodos uni e multivariados. *Horticultura Brasileira*, 25, 514-520.
- [8] Bezerra Neto, F.; Gomes, E. G.; Oliveira, A. M. (2007b). Produtividade biológica em sistemas consorciados de cenoura e alface avaliada através de indicadores agroeconômicos e métodos multicritério. *Horticultura Brasileira*, 25, 193-198.
- [9] Biondi Neto, L.; Coelho, P.H.G.; Soares de Mello, J.C.C.B.; Angulo-Meza, L. (2007). Self-organizing maps for classification of the Rio de Janeiro state cities based on electrical energy consumption. *In: 9th International Conference on Enterprise Information Systems, 2007*, Funchal. Proceedings of the ICEIS 2007.
- [10] Candemir, M.; Özcan, M.; Günes, M.; Deliktas, E. (2011). Technical efficiency and total factor productivity growth in the hazelnut agricultural sales cooperatives unions in Turkey. *Mathematical and Computational Applications*, 16 (1), 66.
- [11] Cankurt, M.; Miran, B.; Gunden, C. (2013). A comparative analysis on productivity and efficiency of agricultural production of the EU and Turkey. *Journal of Food, Agriculture and Environment*, 11 (2), 433-439. ISSN: 1459-0263
- [12] Caporaletti, L. E.; J. H. Dulá; N. K. Womer. (1999). Performance evaluation based on multiple attributes with nonparametric frontiers. *Omega*, 27 (6), 637-645.
- [13] Charnes, A.; Cooper, W.; Rhodes, E. (1978). Measuring efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444.
- [14] Churilov, L.; Flitman, A. (2006). Towards fair ranking of Olympics achievements: the case of Sidney 2000, *Computers & Operations Research*, 33, 2057-2082.
- [15] Embrapa - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. (2006). Marco Referencial em Agroecologia. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica. 70p.
- [16] Entani, T.; Maeda, Y.; Tanaka, H. (2002). Dual models of interval DEA and its extensions to interval data. *European Journal of Operational Research*, 136, 32-45.
- [17] Färe, R.; Grosskopf, S. (1992). Malmquist productivity indexes and fisher ideal indexes. *Economic Journal*, 102, 158-160.
- [18] Golany, B.; Thore, S. (1997). Restricted best practice selection in DEA: An overview with a case study evaluating the socio-economic performance of nations. *Annals of Operations Research*, 73, 117-140.
- [19] Gomes, E. G. (2008). Uso de modelos DEA em agricultura: revisão da literatura. *Engevista*, 10 (1), 27-51.

- [20] Gomes, E. G.; Abreu, U. G. P.; Soares de Mello, J. C. C. B.; Carvalho, T. B.; Zen, S. (2012). Unitary input DEA model to identify beef cattle production systems typologies. *Pesquisa Operacional*, 32 (2), 389-406.
- [21] Gomes, E. G.; Soares de Mello, J. C. C. B.; Souza, G. S.; Angulo-Meza, L.; Mangabeira, J.A.C. (2009). Efficiency and sustainability assessment for a group of farmers in the Brazilian Amazon. *Annals of Operations Research*, 169 (1), 167-181.
- [22] Haykin, S. (1999). *Neural Networks: a comprehensive foundation*, Prentice Hall: Upper Saddle River, EUA.
- [23] He, Z.-C., Zhai, H.-H., Zhang, M. (2012). Effect of internal management efficiency on agricultural production efficiency. *Hunan Daxue Xuebao/Journal of Hunan University Natural Sciences*, 39 (3), 87-92.
- [24] Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43 (1), 59-69.
- [25] Kohonen, T. (1998). The self-organizing map. *Neurocomputing*, 21, 1-6.
- [26] Liu, J. S.; Lu, L. Y.; Lu, W. M.; Lin, B. J. (2013). Data envelopment analysis 1978-2010: A citation-based literature survey. *Omega*, 41 (1), 3-15.
- [27] Lovell, C.; Pastor, J. T. (1999). Radial DEA models without inputs or without outputs. *European Journal of Operational Research*, 118, 46-51.
- [28] Mangiameli P.; Chen, S. K.; West, D. (1996). A comparison of SOM neural networks and hierarchical clustering methods. *European Journal of Operations Research*, 93, 402-417.
- [29] MATLAB. Software de aplicação de Redes Neurais. Disponível em: <<http://www.mathworks.com/products/matlab/>>. Acesso em: 22 nov.2013.
- [30] McCulloch, W. S.; Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133.
- [31] Medler, D. A. (1988). A brief history of connectionism, *Neural Computing Surveys*, 1, 61-101.
- [32] Mousavi-Avval, S. H.; Rafiee, S.; Mohammadi, A. (2011). Optimization of energy consumption and input costs for apple production in Iran using data envelopment analysis. *Energy*, 36 (2), 909-916.
- [33] Omid, M.; Ghojabeige, F.; Delshad, M.; Ahmadi, H. (2011). Energy use pattern and benchmarking of selected greenhouses in Iran using data envelopment analysis. *Energy Conversion and Management*, 52 (1), 153-162.
- [34] Podinovski, V. V.; Thanassoulis, E. (2007). Improving discrimination in data envelopment analysis: Some practical suggestions. *Journal of Productivity Analysis*, 28 (1-2), 117-126.
- [35] Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review*, 65, 386-408.
- [36] Smith, K. A.; Gupta, J. N. D. (2003). *Neural network in business: techniques and applications*. Idea Group Inc., EUA.
- [37] Soares de Mello, J. C. C. B.; Gomes, E. G.; Angulo-Meza, L.; Biondi Neto, L. (2008). Cross evaluation using weight restriction in unitary input DEA models: Theoretical aspects and application to Olympic Games ranking. *WSEAS Transactions on Systems*, 7 (1), 31-39.
- [38] Soares de Mello, J. C. C. B.; Gomes, E. G.; Angulo-Meza, L.; Biondi Neto, L.; Abreu, U. G. P.; Carvalho, T. B.; Zen, S. (2012). Ex-post clustering of Brazilian beef cattle farms using SOMs and cross-evaluation DEA models, In: Johnsson, M. eds. *Applications of self-organizing maps*, Ed. Intech, 67-88.
- [39] Tiwari, M.; Misra, B. (2011). Application of Cluster Analysis in Agriculture: A review article. *International Journal of Computer Application*, 36 (4).
- [40] Yamada, T.; Lopes, A.S. (1999). Balanço de nutrientes na agricultura brasileira. In: Siqueira, J.O.; Moreira, F.M.S.; Lopes, A.S.; Guilherme, L.R.G.; Faquin, V.; Furtini

Neto, A.E.; Carvalho, J.G., eds. *Inter-relação fertilidade, biologia do solo e nutrição de plantas*. Viçosa, MG, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, Universidade Federal de Viçosa, 143-161.

- [41] Yamada, Y.; Matui, T.; Sugiyama, M. (1994). New analysis of efficiency based on DEA. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 37 (2), 158-167.