



Centro Unversitário Santo Agostinho

revistafsa

www4.fsnet.com.br/revista

Rev. FSA, Teresina, v. 20, n. 1, art. 15, p. 284-308, jan. 2023

ISSN Impresso: 1806-6356 ISSN Eletrônico: 2317-2983

<http://dx.doi.org/10.12819/2023.20.1.15>



Análise de Eficiência de Produtores de Leite em Minas Gerais Através da DEA

Efficiency Analysis of Milk Producers in Minas Gerais Through DEA

Diego Dobscha da Cruz Piedade

Mestre em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Ouro Preto

E-mail: diegodcpiedade@gmail.com

Fátima Machado de Souza Lima

Doutora em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Minas Gerais

Professor Adjunto A da Universidade Federal de Minas Gerais

E-mail: fatimamlima@ufmg.br

Sandra Machado de Souza Lima

Doutorado em Matemática pela Universidade Federal de São Carlos

Professora Adjunta da Universidade Federal Fluminense

E-mail: sandra.msouzalima@gmail.com

Gustavo Alves de Melo

Mestrado em Administração pela Universidade Federal de Lavras

Graduado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de Viçosa

E-mail: gustavo.melo3@estudante.ufla.br

Maria Gabriela Mendonça Peixoto

Doutorado em Engenharia de Produção pela Escola de Engenharia de São Carlos

Professor Adjunto III da Universidade Federal de Viçosa

E-mail: mgabriela@ufv.br

Endereço: Diego Dobscha da Cruz Piedade

Rua Professor Paulo Magalhães Gomes, 122 - Bauxita, Ouro Preto - MG, 35400-000, Brasil.

Endereço: Fátima Machado de Souza Lima

Faculdade de Ciências Econômicas, Departamento de Ciências Administrativas. Universidade Federal de Minas Gerais, Pampulha, 31270901 - Belo Horizonte, MG - Brasil.

Endereço: Sandra Machado de Souza Lima

Universidade Federal Fluminense, INFES. Avenida João Jasbick, s/n°, Aeroporto, 28470000 - Santo Antônio de Pádua, RJ - Brasil.

Endereço: Gustavo Alves de Melo

Trevo Rotatório Professor Edmir Sá Santos Universidade Federal de Lavras - MG, 37203-202, Brasil.

Endereço: Maria Gabriela Mendonça Peixoto

Universidade Federal de Viçosa, Campus de Rio Paranaíba. Rodovia, MG-230, Km, 713566590 - Rio Paranaíba, MG - Brasil - Caixa-postal: 22

Editor-Chefe: Dr. Tonny Kerley de Alencar Rodrigues

Artigo recebido em 12/09/2022. Última versão recebida em 14/12/2022. Aprovado em 15/12/2022.

Avaliado pelo sistema Triple Review: a) Desk Review pelo Editor-Chefe; e b) Double Blind Review (avaliação cega por dois avaliadores da área).

Revisão: Gramatical, Normativa e de Formatação

Agradecimentos: à Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG/Campus Pampulha, Universidade Federal de Viçosa – UFV/Campus Rio Paranaíba, Universidade Federal de Lavras – UFLA, ao Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq pelo apoio à pesquisa.



RESUMO

O setor de produção de leite é um dos principais pilares do agronegócio no Brasil, em especial, no estado de Minas Gerais. Assim, o estudo teve por objetivo avaliar a eficiência dos produtores de leite das regiões do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, através da Análise Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis - DEA). Entretanto, limitações como dados incertos ou negativos dificultam o uso do método, demandando o uso conjunto de outras metodologias como o *Fuzzy* DEA. Os dados foram aplicados em dois modelos clássicos de DEA e também nos modelos *Fuzzy* DEA de Kao e Liu, assim como em Bhardwaj et al. A eficiência das fazendas foi encontrada de diferentes perspectivas para que, a partir desses dados, fosse possível traçar estratégias para melhorar a produtividade das unidades ineficientes. Houve significativa presença de fazendas de menor área, tanto entre as mais eficientes quanto entre as menos eficientes. Fazendas de maior área, com mais vacas e com maior custo não se apresentaram entre as mais eficientes, ou seja, não alcançaram saídas que compensassem as entradas, da mesma forma que muitas fazendas de menor área. Parte delas figurou inclusive entre as menos eficientes em ambos os modelos testados.

Palavras-chaves: Fuzzy DEA. Análise Envoltória de Dados. Setor Leiteiro. Pecuária de Leite.

ABSTRACT

The milk production sector is one of the main pillars of agribusiness in Brazil and in the state of Minas Gerais. Thus, the study aimed to evaluate the efficiency of milk producers in the regions of Triângulo Mineiro and Alto Paranaíba through Data Envelopment Analysis (DEA). However, limitations such as uncertain or negative data make it difficult to use the method, demanding the joint use of other methodologies such as Fuzzy DEA. The data were applied in two classic DEA models and in the Fuzzy DEA models by Kao and Liu as well as in Bhardwaj et al. The efficiency of the farms was found from different perspectives so that from these data it was possible to draw up strategies to improve the productivity of inefficient units. There was a significant presence of smaller-area farms, both among the most efficient and the least efficient. Farms with a larger area, with more cows and with a higher cost were not among the most efficient, that is, they did not achieve outputs that compensated for the inputs in the same way as many farms with a smaller area. Some of them were even among the least efficient in both models tested.

Keywords: Fuzzy DEA. Data Envelopment Analysis. Dairy Sector. Dairy Farming.

1 INTRODUÇÃO

O Brasil é considerado o quinto maior produtor de laticínios do mundo – atrás da Índia, Estados Unidos da América, China e Paquistão (FAO, 2020). Apesar de ser uma posição de destaque, o setor leiteiro brasileiro, por sua vez, apresenta dificuldades que ainda decorrem dos últimos anos de turbulência econômica, assim como busca uma passagem sólida diante do cenário de crise e transformações globais esperadas para os próximos anos (ROCHA; CARVALHO, 2018; BAPUJI *et al.*, 2020).

Segundo Amin e Palash (2020), a dolarização dos insumos, quando o preço dos insumos acompanha os preços do mercado internacional, leva os pequenos agricultores a uma situação onerosa. Por um lado, têm que produzir com baixo custo final por litro; por outro, os preços dos insumos são elevados, pois acompanham o mercado internacional. Desse modo, para ter baixo custo final por litro, é necessário produzir em larga escala. Isso tem levado o país a uma tendência à implantação de sistemas de produção mais intensivos, levando os pequenos agricultores a reduzirem seus lucros ou, no pior dos casos, fecharem suas propriedades.

Além disso, o Brasil tem uma produção de leite de cerca de 6 kg/vaca/dia. Os Estados Unidos da América, por exemplo, apresentam uma produção média de leite de 29 kg/vaca/dia (IBGE, 2019), ou seja, os EUA têm quase cinco vezes mais produtividade, o que mostra o quanto o Brasil ainda está defasado na produção de leite.

Para as agências de desenvolvimento do setor, é importante identificar as unidades mais eficientes para então orientar e monitorar os produtores a fim de que consigam se manter no mercado ou alcançar melhores resultados socioeconômicos. Segundo Kuosmanen (2009), variáveis de insumos e produtos potencialmente importantes, em três estudos de eficiência, são com grande frequência coletadas de forma insuficiente ou as empresas não relatam todas as estatísticas necessárias. Ainda segundo Kuosmanen (2009), o problema de falta de observações é crônico nas aplicações de DEA, afetando tanto a qualidade quanto a quantidade de dados. Evidentemente, a solução imediata é tentar gastar mais tempo e esforço na coleta de dados. No entanto, ao contrário das ciências naturais em que os dados são gerados em experimentos de laboratório ou ensaios de campo, os aplicativos DEA normalmente contam com dados observacionais não experimentais (KUOSMANEN, 2009). Esse é o caso do presente trabalho, em que dados fornecidos por uma entidade governamental não se mostraram completos, sem a possibilidade de nova coleta.

Quais são as fazendas mais eficientes da Região tratada? Ao utilizar o DEA tradicional, o problema apresenta limitações envolvendo dados vagos assim como dados negativos. Portanto, outra questão que se levanta é: como contornar tais limitações? Após a aplicação dos dados nos modelos discutidos e a realização de sua análise, o presente trabalho apresentou várias contribuições, como: responder às questões propostas; apresentar a primeira aplicação do modelo FDEA de Bhardwaj *et al.* (2018) além da presente em seu próprio artigo; fornecimento de dados empíricos para estudos futuros; enriquecimento da literatura de DEA aplicada ao setor leiteiro; entre outras contribuições.

O objetivo do trabalho é avaliar a eficiência dos produtores de leite das regiões do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, de acordo com as abordagens DEA e *fuzzy* DEA, de Kao e Liu (2000), e de Bhardwaj *et al.* (2018) para auxiliar as agências de desenvolvimento na aplicação de suas políticas no setor.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Produção Leiteira

De acordo com Organização das Nações Unidas Para a Alimentação e Agricultura (Food and Agriculture Organization for United Nations) – FAO (2020), a produção mundial de leite (81% leite de vaca, 15% leite de búfalo e um total de 4% para cabras, ovelhas e leite de camelo combinados) atingiu em 2019 um total de 852 milhões de toneladas. Em FAO (2020), encontram-se diversas estatísticas sobre a situação global de leite em 2020, incluindo dados sobre produção, preços, exportações, importações, derivados do leite, entre outros.

O Brasil é considerado o quinto maior produtor de laticínios do mundo – atrás da Índia, Estados Unidos da América, China e Paquistão (FAO, 2020). As fazendas leiteiras desempenham um papel importante na economia do país (SPERS *et al.*, 2013), especialmente no estado de Minas Gerais, que é responsável por 27% da produção total de leite do Brasil, de 34 milhões de toneladas por um rebanho leiteiro de mais de 16 milhões de animais, em 2020. Inclusive, a região de estudo, referente ao Oeste do estado de Minas Gerais, também é visivelmente uma das mais relevantes do estado e do país.

Okano *et al.* (2014) destacam a relevância dos pequenos produtores no país e apontam que em suas propriedades os investimentos são reduzidos, o que prejudica a adoção de mudanças e avanços, resultando em baixa produtividade. Ainda segundo os autores, as diferenças de tipos de produtores, padrões de tecnologia, baixos investimentos, perfil das

propriedades tradicionais, resistência dos proprietários às mudanças, barreiras culturais e desconfiança levam ao desequilíbrio da produtividade da propriedade e à desorganização da cadeia de suprimentos.

2.2 Análise Envoltória de Dados (DEA)

A Análise de Envoltória de Dados (Data Envelopment Analysis - DEA), desenvolvida por Charnes, Cooper e Rhodes (1978), é uma ferramenta matemática cujo objetivo é medir a eficiência relativa de várias unidades produtivas, sendo que cada uma delas possui seus insumos – também chamados de entradas ou inputs – e produtos – também denominados de saídas ou outputs. Ainda segundo os autores, após o cálculo do valor ótimo desse modelo de programação matemática para cada uma das unidades avaliadas, as mais eficientes terão seu resultado equivalente ao valor 1, enquanto as unidades de menor eficiência terão valores entre 0 e 1, portanto, “envolvidas” pelas unidades mais produtivas.

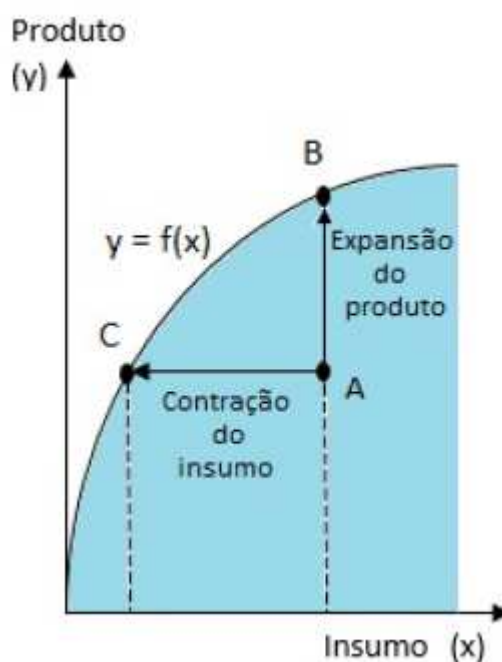
Para Lotfí *et al.* (2020), é importante ressaltar que a eficiência avaliada em DEA é a relativa, e não a absoluta. Isso significa que mesmo nas unidades consideradas mais eficientes em DEA, ainda haverá potencial de aumento dessa eficiência através de avanços tecnológicos e melhorias em geral. Entretanto, identificar as unidades de referência de um setor é um auxílio significativo para compreender a situação daquelas que não alcançaram esse estágio e o que pode ser feito para aprimorá-las.

O estudo trata dos trabalhos dos autores clássicos relacionados a esse tema, tais como os relativos ao primeiro modelo DEA – denominado CCR (1978), seu modelo posterior, chamado de BCC (1984), e também conceitos como o de DMU (Decision Making Unit), que é o termo que se refere a cada uma das unidades que tem suas produtividades comparadas umas com as outras. Tais modelos tiveram, como importante precursor, o modelo de Farrell (1957). Segundo Charnes, Cooper e Rhodes (1978), inicialmente, o modelo não era linear, o que fornecia resultados infinitos e impossibilitava a aplicação de pesquisa operacional. Artíficos matemáticos simples auxiliaram para que fosse possível avaliar tal eficiência de forma linear.

Para compreender melhor a aplicação de DEA, é importante conhecer o conceito de Conjunto de Possibilidades de Produção. A produção de qualquer bem ou serviço é realizada através de uma tecnologia que transforma um conjunto de insumos em um conjunto de produtos. As várias formas de efetuar essa transformação compõem o Conjunto de Possibilidades de Produção (CPP, que em inglês é conhecido como: PPS - production

possibilities set), conforme se visualiza na Figura 2.2, considerando-se que x unidades de determinado insumo são utilizadas na produção de y unidades de determinado produto.

Figura 1 - Conjunto de possibilidades de produção e fronteira de produção.
Fonte: adaptado de Banker, Charnes e Cooper (1984).



Na Figura 1, qualquer ponto (x, y) se refere a uma forma de transformar uma quantidade x dos insumos em uma quantidade y dos produtos. Entretanto, devido às restrições tecnológicas, o CPP é limitado pela função que define a fronteira de produção ($y=f(x)$), a qual indica a máxima quantidade de produto que pode ser obtida a partir de uma determinada quantidade fixa de insumo, o que também pode ser interpretado como o mínimo volume de insumo necessário para um determinado nível de produção.

O primeiro modelo DEA, CCR, sigla de seus criadores Charnes, Cooper e Rhodes (1978), também é conhecido como CRS (Constant Returns to Scale – Retorno constante de escala). Isso significa que para cada variação no valor da entrada (input ou insumo) em uma unidade avaliada (DMU), haverá uma variação proporcional nas saídas (outputs ou produto). Há um modelo mais flexível, denominado BCC, de Banker, Charnes e Cooper (1984), também conhecido como VRS (Variable Returns to Scale – Retorno variável de escala). A diferença de um modelo para o outro é sutil.

Os modelos DEA também possuem diferença quanto à orientação do modelo. Podem estar orientados a insumos (Produtos fixos, objetivo de reduzir insumos), ou orientados a produtos (Insumos fixos, objetivo de elevar o valor dos produtos). Como em todo modelo de

otimização combinatória, existe uma versão primal do modelo, assim como uma versão dual. Existem em DEA dois tipos de modelos, um dual do outro, sendo um deles denominado de “Modelo dos multiplicadores” e o outro denominado “Modelo do Envelope” (BOOLORI; AFSHARIAN; POURMAHMOUD, 2016).

Nos modelos clássicos de DEA, presume-se que os dados de todas as entradas e saídas são conhecidos (COOPER *et al.*, 1999; COOPER *et al.*, 2001). Da forma que são apresentados, tais modelos exigem que os dados de entrada e saída sejam nítidos e precisos, o que não ocorre com muita frequência (KAO; LIU, 2000). Segundo Lotfi *et al.* (2020), o uso de *fuzzy* DEA (FDEA) tem como finalidade encontrar as eficiências de diferentes DMUs, mesmo em situações em que seus dados sejam imprecisos ou incompletos. Lotfi *et al.* (2020) afirmam que problemas do mundo real às vezes contêm dados ausentes, dados de julgamento ou dados preditivos ou dados geralmente imprecisos ou vagos.

Kao e Liu (2000) transformaram o modelo *fuzzy* 2.11 em um conjunto de modelos DEA tradicionais, os quais são baseados em dados nítidos/exatos, possibilitando-se facilmente a medição da eficiência de DMUs que possuam itens com valores *fuzzy*. Através do princípio de extensão de Zadeh (1965) e cortes alfa, os autores Kao e Liu (2000) criaram um modelo que informa as medidas de eficiência, utilizando funções de pertinência *Fuzzy*. O modelo utilizado pelos autores foi o BCC orientado a insumos na versão dos multiplicadores.

A abordagem de Wang *et al.* (2009) tem como base converter a forma fracionária de cada modelo FDEA em vários modelos DEA fracionários, da perspectiva da aritmética difusa (*fuzzy*). A motivação dessa ideia deriva do fato de que um modelo DEA fracionário *fuzzy* não pode ser transformado em um modelo linear DEA da maneira tradicional que é feita para um modelo DEA fracionário nítido. Segundo os autores Wang *et al.* (2009), sua abordagem de classificação analítica baseada no grau de preferência foi desenvolvida para comparar e classificar eficiências *fuzzy* de DMUs, que fornecem não apenas uma classificação completa, mas também as informações sobre em que grau uma eficiência *fuzzy* é maior que outra.

Bhardwaj *et al.* (2018) foram os primeiros a apontar as falhas nos métodos propostos por Wang *et al.* (2009) e, em seguida, propuseram um novo método para superar essas falhas. O método de Wang *et al.* (2009) ainda serve para informar a eficiência *fuzzy*, porém, há casos em que limitações do modelo impedem que se encontre a resposta.

3 METODOLOGIA

Foram analisados 88 indicadores de 148 produtoras de leite das mesorregiões mineiras do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, nos anos de 2015, 2016 e 2017, com o objetivo de encontrar as unidades mais eficientes. Esses parâmetros representam as entradas e saídas das análises da reconhecida técnica de programação matemática - DEA. Entre esses produtores, 74 possuem dados faltantes em um ou dois anos, justificando a utilização de modelos DEA que contemplem essa limitação como o *fuzzy* DEA.

Seguindo a classificação de Turrioni e Mello (2012), este estudo de caso é uma pesquisa aplicada e quantitativa, possui fins descritivos, e se utiliza da modelagem para buscar seus objetivos. Os dados cedidos pelo SEBRAE foram comparados com dados da literatura e submetidos a análises estatísticas no *software Microsoft Excel 2019*, validando a qualidade dos dados. Para aplicar os dados nos modelos DEA, é preciso que anteriormente sejam tratados para lidar com algumas limitações.

Os modelos aplicados no estudo foram os clássicos BCC e CCR orientados a insumos, na versão dos multiplicadores, e os modelos *fuzzy* DEA, descritos por Kao e Liu (2000) e Bharjwad *et al.* (2018). Esses modelos foram programados na linguagem AMPL, tendo como base os modelos descritos no livro de Lotfi *et al.* (2020), em consonância com os artigos de origem. Os dados de entrada foram previamente tratados no *software Microsoft Excel 2019* para interpretação preliminar assim como para identificar possíveis inconsistências. O tratamento no *software Microsoft Excel 2019* também foi importante para construir uma tabela de correlação entre indicadores, sistematizar e encontrar quais dados estavam faltando, medidas estatísticas como média, mínimo, máximo, assim como gráficos do tipo histograma, pareto e box plot que auxiliassem a visualizar melhor a situação real das variáveis mais importantes.

Foram selecionados como entradas os seguintes indicadores: Área usada para pecuária (ha), Total de vacas (Cabeças/mês), Custo total da atividade leiteira (R\$/Ano). Foram selecionados como saídas os seguintes indicadores: Produção anual de leite (Litros/Ano) e Lucro total (R\$/Ano).

Quanto à presença de números negativos, comum em indicadores que representam, por exemplo, ganhos ou perdas, existem várias abordagens para lidar com eles, conforme afirma Lin e Chen (2017). Esse tratamento é necessário, uma vez que os modelos clássicos não admitem valores negativos assim como também não é recomendável que possuam zeros. De acordo com Sarkis (2007), um dos métodos mais comuns para eliminar os problemas de

valores não positivos na DEA é a adição de um positivo suficientemente grande constante aos valores da entrada ou saída que possui o número não positivo. De acordo com Lin e Chen (2017), em modelos orientados a insumos, tal translação é permitida apenas nas saídas. Felizmente, no caso aplicado deste artigo, esses pré-requisitos estão presentes. A única variável com valores negativos no presente estudo foi o Lucro.

Tratando-se da aplicação do *fuzzy DEA*, os dados que já estavam nítidos têm valores *fuzzy*-triangulares iguais, ou seja, valor mínimo, médio, e máximo de mesmo valor entre si. No que se refere aos demais, para estimar os dados faltantes dos números *fuzzy* centrais em 2017, foi registrada a variação média de cada indicador a cada ano. A partir dessa variação média, estimou-se o valor central da DMU faltante, restando, então, estimar os valores máximo e mínimo. A variação entre o valor *fuzzy* médio e esses seus dois extremos neste estudo foi baseada no desvio padrão do indicador no ano em questão. Ressalta-se que em cada estudo o analista pode avaliar de diferentes maneiras o melhor método que irá utilizar para estimar esses números. A aplicação foi realizada em programas criados na linguagem AMPL, e também validados.

A presença de *outliers* estava gerando uma variabilidade muito elevada entre as DMUs no presente estudo, o que não é desejável para uma análise DEA. Das 148 fazendas em análise, 10 *outliers* extremas foram retiradas do estudo. Uma delas, uma unidade *fuzzy*, restando assim 8 delas nas 138 remanescentes.

Segundo Cinaroglu (2019), a *Clusterização* permite dividir os dados em grupos de maior coerência interna, possibilitando conclusões mais direcionadas à realidade da DMU em questão. Antes de realizar a aplicação dessa maneira, todos os dados foram testados juntos, no grupo de 138 DMUs sem *outliers*, para serem comparados posteriormente. Utilizou-se o tradicional método *k-means* e optou-se por buscar 3 grupos. Os 3 *Clusters* foram identificados com as seguintes tendências, embora cada elemento possa eventualmente ser levemente diferente das definições: 1 - Fazendas com área abaixo da média, porém outros indicadores acima da média; 2 - Fazendas com todos os indicadores abaixo da média; 3 - Fazendas com todos os indicadores acima da média.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Devido ao intervalo entre partos (IEP), período em que a vaca deixa de gerar leite, nem todas as vacas do rebanho geram leite em determinado momento, pois parte delas estará nesse período de recuperação. Saber gerenciar esse prazo nos animais de forma eficiente e

bem organizada é um dos fatores que pode auxiliar no aumento da produtividade. Na variável descrita nesta seção, é considerada a contagem de todas as vacas, inclusive as que se encontram em descanso no período avaliado. Os valores no estudo variam entre 19,5 e 416,08, com média em 84,26 cabeças/mês.

Marangon Júnior (2018) afirma que o aumento do intervalo de partos (IEP) tem como resultado o aumento de animais no período em que não se produz, conhecido como período seco. Quando o IEP é maior que o devido, os animais não ficam apenas dois meses sem produzir, como é esperado, mas sim três, quatro ou mais meses, deixando de gerar renda para o produtor. Um valor menor no total de vacas em relação a valores equivalentes de produção indica uso mais ou menos eficiente do intervalo de partos.

De acordo com Da Silva e Da Silva (2013), o Custo total da atividade leiteira (CT) refere-se à soma do Custo operacional total (COT) mais juros sobre o capital investido na atividade, com valor de aproximadamente 6% ao ano. Nos dados deste estudo, esse valor varia entre 117,1 mil e 1,78 milhão de reais/ano, com média de 573,1 mil R\$/ano. Aqui estão presentes diversos custos do produtor, desde custo com matéria-prima para alimentação e saúde dos animais, até custos com mão de obra.

Uma das variáveis mais avaliadas em modelos DEA, a produção anual de leite (L/ano) em 2017 apresentou valores em torno de 82 mil até 1,8 milhões, com média de 438 mil L/ano. Segundo as autoras Da Silva e Da Silva (2013), o lucro total é a renda bruta da atividade menos o CT (custo total da atividade). O lucro total dos dados do estudo em 2017 variou entre aproximadamente -150 mil e 910 mil, com média em 79 mil reais por ano. Se dividirmos pelos 12 meses do ano, essa média indica um valor mensal de aproximadamente 6,6 mil reais, equivalente a aproximadamente 7 vezes o salário mínimo do período. Considerando-se o elevado valor investido de boa parte dos produtores, grande exigência de trabalho, e riscos econômicos, é um valor que pode ser substancialmente melhorado após as políticas de aumento de eficiência auxiliarem para que se alcancem menores custos e maiores ganhos.

4.1 Aplicação da DEA

Os dois modelos usados foram o tradicional de Kao e Liu (2000) e o modelo recente de Bhardwaj *et al.* (2018), que é uma evolução do modelo tradicional de Wang *et al.* (2009). Ambos foram apontados por Lotfi *et al.* (2020) como alguns dos principais modelos *fuzzy* DEA. O modelo de Kao e Liu (2000) é baseado no DEA BCC dos multiplicadores, enquanto o referente a Bhardwaj *et al.* (2018) é baseado no DEA CCR dos multiplicadores. Bhardwaj

et al. (2018) consideram retornos constantes de escala para todas as DMUs, enquanto Kao e Liu (2000) consideram a possibilidade de retornos diferentes de escala, sendo mais “benevolentes” e flexíveis para considerar uma DMU como eficiente.

Os indicadores estão identificados da seguinte forma: X1 - Área usada para pecuária (ha); X2 - Total de vacas (Cab. /mês); X3 - Custo total da atividade leiteira (R\$/Ano); Y1 - Produção anual de leite (L/Ano); Y2 - Lucro total (R\$/Ano). Tais indicadores foram normalizados de forma que cada elemento foi dividido pela média do respectivo indicador. Nas tabelas apresentadas a seguir, as fazendas com dados *fuzzy* estão destacadas na cor vermelha, e os índices que indicam que a fazenda em questão está entre as mais eficientes, ou seja, valor 1, são destacadas na cor verde. Esses números *fuzzy* são triangulares, ou seja, possuem um valor mínimo, médio e máximo. O valor que está nas tabelas do presente trabalho para esse tipo de número é referente ao médio.

A Tabela 1 reúne algumas das principais características das 148 DMUs após a normalização.

Tabela 1 - Estatísticas gerais sobre os dados

| Indicadores | X1 | X2 | X3 | Y1 | Y2 |
|---------------|------|------|------|------|------|
| Média | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 |
| Desvio Padrão | 0,86 | 0,73 | 0,73 | 0,74 | 0,25 |
| Min. | 0,10 | 0,23 | 0,20 | 0,19 | 0,61 |
| Max. | 5,96 | 4,89 | 5,01 | 4,12 | 2,40 |

Fonte: Autores (2022).

Antes de aplicar os dados nos modelos *fuzzy*, eles foram tratados, com seus números transladados para evitar números negativos no modelo, depois sendo normalizados, e então com números *fuzzy* estimados e ainda *outliers* retirados, conforme indicado na seção de metodologia. As unidades excluídas pela análise de *outliers* apresentam-se na Tabela 2. Analisando-se a Tabela 2 as duas variáveis com mais valores discrepantes foram x1 (área) e y2 (lucro).

Tabela 2 - Unidades excluídas por apresentar outliers

| DMUs excluídas | Indicador com outlier |
|----------------|-----------------------|
| 1 | y2 |
| 5 | x1 |
| 10 | x1 |
| 15 | x1,y2 |
| 60 | x2,x3,y1,y2 |
| 66 | x1,x2,y1,y2 |
| 72 | x2 |
| 98 | y2 |
| 109 | y2 |
| 141 | x1, x2 |

Fonte: Autores (2022).

A Tabela 3 apresenta dados gerais sobre a *Clusterização* realizada. Como se observa, o maior grupo foi o primeiro, seguido pelo segundo, e então, com apenas 20% das fazendas, o terceiro.

Tabela 3 - Estatísticas sobre a clusterização

| Métrica | Média/Ce | | x | | | y | |
|-----------|----------|---|------|-----|------|------|------|
| | ntroíde | | x1 | x2 | 3 | 1 | 2 |
| | | | 0,78 | 1,1 | | 1 | 1 |
| Cluster 1 | 8 | | 13 | | ,231 | ,243 | ,068 |
| | | | 0,53 | 0,4 | | 0 | 0 |
| Cluster 2 | 2 | | 54 | | ,413 | ,382 | ,851 |
| | | | 2,26 | 1,6 | | 1 | 1 |
| Cluster 3 | 2 | | 54 | | ,456 | ,479 | ,095 |
| Média | | | 1 | 1 | | 1 | 1 |
| Qua | | | | | | | |
| Membros | ntidade | | | | % | | |
| | | | | | 46 | | |
| Cluster 1 | 68 | % | | | 34 | | |
| Cluster 2 | 50 | % | | | 20 | | |
| Cluster 3 | 30 | % | | | 100 | | |
| TOTAL | 148 | % | | | | | |

Fonte: Autores (2022).

Após a divisão em grupos (*Clusters*), investigou-se em cada um deles se ainda haviam *outliers* extremos. O *Cluster 1* apresentou 3 DMUs nesse sentido, o *Cluster 2* apresentou grande homogeneidade e nenhum *outlier*, enquanto o *Cluster 3* também apresentou três *outliers*. A quantidade total de unidades discrepantes excluídas foi reduzida significativamente após a divisão em três grupos, afinal quatro DMUs deixaram de ser excluídas. Anteriormente 10 foram excluídas, e após a *Clusterização*, apenas seis ao todo. Entre as unidades que voltaram para a análise, encontram-se principalmente representantes do terceiro *Cluster*, relativo a unidades com valores acima da média em todos os indicadores. Algumas fazendas muito grandes, antes excluídas por serem muito discrepantes em relação à população, agora foram aceitas em seu próprio grupo. A análise mais focada em cada grupo também possibilita conclusões mais direcionadas, enquanto sem essa divisão o pesquisador poderia se direcionar a conclusões genéricas e que não se aplicassem à parte das DMUs.

Na Tabela 4 percebe-se que as seis unidades que persistem sendo *outliers* possuem principalmente indicadores relacionados a lucro (y_2) e a quantidade de vacas (x_2) com valores discrepantes em relação às demais, e podem ser estudadas separadamente das DMUs remanescentes.

Tabela 4 - Unidades excluídas por apresentar outliers após a clusterização

| DMUs excluídas | Indicador com <i>outlier</i> |
|--------------------------|------------------------------|
| 1 (<i>Cluster 3</i>) | y_2 |
| 15 (<i>Cluster 3</i>) | x_1 |
| 60 (<i>Cluster 1</i>) | x_2, x_3, y_1 |
| 66 (<i>Cluster 3</i>) | y_2 |
| 98 (<i>Cluster 1</i>) | x_2, y_2 |
| 109 (<i>Cluster 1</i>) | y_2 |

Fonte: Autores (2022).

A seguir, é analisada a aplicação do modelo de Kao e Liu em todas as 138 fazendas, assim como em cada um dos *Clusters* definidos. Também se realizou o mesmo procedimento com o modelo de Bhardwaj *et al.*

A aplicação de Kao e Liu gera uma tabela de valores pessimistas, e também uma tabela de valores otimistas, em diferentes níveis de certeza "alfa". Respeitando os pré-requisitos do modelo conforme Kao e Liu (2000) e Lotfi *et al.* (2020), no presente estudo atribuiu-se a alfa os seguintes valores: 0; 0,25; 0,5; 0,75; 1. Após a aplicação dos modelos

pessimista e otimista, a fórmula de Chen e Klein (1997) unifica esses valores em um único índice para cada DMU. Esses índices unificados é que serão exibidos nas tabelas desta seção.

Para não perder informações relativas às fazendas diante dos diferentes cenários, esses modelos consideram contextos menos favoráveis assim como a situação oposta, para fornecer um espectro em que a eficiência daquela DMU esteja presente. Os limites que ajudam a definir esse limite em um primeiro momento são responsabilidade do próprio analista, ao estimar os valores triangulares da fazenda. É importante recordar que todos os números do modelo passam a ser *fuzzy*-triangulares, sendo que aqueles números bem definidos terão o mesmo valor para seus parâmetros tanto no mínimo, como no central, como no máximo.

A Tabela 5 indica o *ranking* de todas as DMUs do trabalho, segundo o índice unificado de Chen e Klein (1997), com $n = 4$. Esse índice resume em um único número a eficiência das DMUs, considerando todas as variações de alfas nos modelos otimista e pessimista, de forma a facilitar a interpretação do analista.

Tabela 5 - 20 melhores DMUs em Kao e Liu com 138 fazendas

| DMU (clust.) | Índice | BCC | X1 | X2 | X3 | Y1 | Y2 |
|------------------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 19 (1) | 1,000 | 1,000 | 1,215 | 2,076 | 2,184 | 2,405 | 1,479 |
| 28(1) | 1,000 | 1,000 | 0,397 | 1,132 | 1,575 | 1,819 | 1,475 |
| 64(1) | 1,000 | 1,000 | 1,325 | 2,344 | 2,511 | 2,594 | 1,517 |
| 96 (2) | 1,000 | 1,000 | 0,568 | 0,367 | 0,202 | 0,211 | 0,868 |
| 128 (1) | 1,000 | 1,000 | 0,469 | 1,341 | 2,297 | 1,987 | 0,865 |
| 147(2) | 1,000 | 1,000 | 0,304 | 0,372 | 0,205 | 0,201 | 0,847 |
| 107(3) | 0,996 | 1,000 | 2,608 | 2,650 | 2,056 | 2,332 | 1,434 |
| 69(1) | 0,974 | 0,984 | 1,010 | 1,480 | 1,880 | 2,028 | 1,290 |
| 23(1) | 0,950 | 1,000 | 0,858 | 1,680 | 0,824 | 1,278 | 1,272 |
| 50(1) | 0,938 | 0,994 | 0,618 | 1,038 | 1,632 | 1,650 | 1,328 |
| 61(3) | 0,913 | 0,970 | 1,548 | 1,889 | 1,426 | 1,740 | 1,257 |
| 104(2) | 0,902 | 1,000 | 0,452 | 0,257 | 0,236 | 0,245 | 0,850 |
| 129(2) | 0,896 | 1,000 | 0,099 | 0,345 | 0,409 | 0,469 | 0,928 |
| 7(2) | 0,895 | 1,000 | 0,242 | 0,229 | 0,266 | 0,219 | 0,829 |
| 26(1) | 0,877 | 1,000 | 0,701 | 0,784 | 0,735 | 0,995 | 1,189 |
| 132(2) | 0,872 | 0,967 | 0,743 | 0,401 | 0,209 | 0,189 | 0,846 |
| 126(2) | 0,865 | 0,998 | 0,238 | 0,242 | 0,271 | 0,237 | 0,836 |
| 99(1) | 0,853 | 0,961 | 0,351 | 0,702 | 0,687 | 0,775 | 1,166 |
| 71(1) | 0,849 | 0,802 | 0,899 | 1,982 | 2,431 | 2,098 | 0,827 |
| 46(1) | 0,848 | 1,000 | 0,189 | 0,484 | 0,562 | 0,638 | 1,125 |
| Abaixo da média: | | | 15 | 10 | 11 | 10 | 9 |
| Acima da média: | | | 5 | 10 | 9 | 10 | 11 |

Fonte: Autores (2022).

A Tabela 5 apresenta as vinte DMUs mais eficientes da aplicação em Kao e Liu. Como o modelo de Kao e Liu é derivado do clássico modelo DEA BCC na versão dos

multiplicadores, também se comparou na tabela o valor BCC de cada DMU. No caso de uma DMU *fuzzy*, levou-se em consideração seu valor médio ao aplicar nesse modelo BCC dos multiplicadores.

Na Tabela 5 temos primeiramente a Fazenda (DMU) e o *Cluster* a qual ela foi direcionada, informado entre parênteses. Essa presente análise ainda não considera os *Clusters*, mas é interessante observar os representantes de quais deles figuram entre as mais eficientes de forma geral. É interessante observar que entre as 20 unidades, apenas uma pertence ao *Cluster* das fazendas maiores, o *Cluster* 3, de forma que pode-se observar que essas fazendas estão com a produção bem abaixo de seu potencial verdadeiro, quando comparadas com as demais.

Como principais observações da Tabela 5, ao se analisar o indicador área (x1), as melhores DMUs foram predominantemente de propriedades menores, sendo que o total de vacas (x2), custo total(x3), produção de leite(y1) e lucro(y2) foi mais diverso nesse sentido (DMUs abaixo e acima da média). É válido ressaltar que em DEA não há nada que impeça propriedades acima ou abaixo da média, em determinado quesito, de serem selecionadas como as mais eficientes, desde que a relação com outras variáveis indique eficiência no processo.

Na variável lucro (y2), devido à translação de valores, qualquer DMU que apresente valor inferior a 0,860 é uma DMU que obteve prejuízo na prática. Entre as 20 melhores apontadas pelo método, seis apresentaram algum prejuízo, o que leva ao questionamento: elas são de fato eficientes? O que chama a atenção nessas fazendas diante dos dados apresentados, é que, comparativamente a outras fazendas, as entradas delas teriam apresentado uma produção menor e um prejuízo muito maior se sua produtividade não fosse a que possuem. Dessa forma, tais fazendas podem avaliar se conseguem ampliar seu investimento para faturar com mais volume e obter lucros, uma vez que a produtividade relativa não está ruim. Ao mesmo tempo, isso evidencia que se essas fazendas com problemas financeiros estão entre as melhores, é mais um sinal de que as DMUs intermediárias não estão bem.

Quanto às 20 piores DMUs da aplicação em Kao e Liu, uma grande predominância de fazendas abaixo da média em todos os indicadores, sejam de entrada, ou de saída, evidenciando que as fazendas menores e com menos recursos são de fato as menos eficientes na atual amostra. Entretanto, 5 dessas piores DMUs apresentavam área acima da média e são representantes do *Cluster* 3, indicando que também há grande ineficiência entre algumas das fazendas grandes.

Em seguida, realizou-se um teste adicional em Kao e Liu para verificar o impacto da variável Lucro. No teste principal citado anteriormente, o indicador foi incluído, e no outro teste em questão, foi excluído. A presença do indicador implicou uma diferença no índice de eficiência em aproximadamente 90% das DMUs. Dessa forma, a atual pesquisa sugere que deixar tal indicador de fora da análise pode modificar significativamente o *ranking* de melhores DMUs, e também a tomada de decisão, de forma que a sua ausência não é recomendada.

Os testes são realizados separadamente para cada *Cluster*. A Tabela 6 em suas primeiras colunas refere-se aos 20 melhores do *Cluster* 1, depois aos 20 melhores do *Cluster* 2 e, por fim, aos 20 melhores do *Cluster* 3. Nas colunas "*Cluster*" e na denominada como "geral", há um comparativo entre o índice de Chen e Klein (1997) da DMU no próprio *Cluster* com o seu desempenho no grupo geral (com as 138 DMUs).

Tabela 6 - 20 melhores de cada um dos 3 Clusters

| . | Cluster 1 | | | | Cluster 2 | | | | Cluster 3 | | | |
|----|-----------|-------|----------|------------|-----------|-------|----------|------------|-----------|-------|----------|--------|
| | az. | d. C1 | In Geral | Ind. 1,000 | az. | d. C2 | In Geral | Ind. 0,238 | az. | d. C3 | In Geral | Ind. - |
| 8 | 00 | | 1,0 | 1,000 | 3 | 53 | 0,9 | 0,238 | 2 | 00 | 1,0 | - |
| 4 | 00 | | 1,0 | 1,000 | 29 | 09 | 0,9 | 0,896 | 07 | 00 | 1,0 | 0,99 |
| 28 | 00 | | 1,0 | 1,000 | 34 | 94 | 0,8 | 0,345 | 1 | 35 | 0,9 | 0,91 |
| 9 | 98 | | 0,9 | 1,000 | 6 | 86 | 0,8 | 1,000 | 16 | 31 | 0,9 | 0,77 |
| 9 | 80 | | 0,9 | 0,974 | 47 | 78 | 0,8 | 1,000 | 0 | 69 | 0,8 | - |
| 0 | 24 | | 0,9 | 0,938 | 7 | 43 | 0,8 | 0,536 | 0 | 21 | 0,8 | 0,83 |
| 3 | 94 | | 0,8 | 0,950 | 6 | 37 | 0,8 | 0,829 | 13 | 04 | 0,8 | 0,68 |
| 6 | 58 | | 0,8 | 0,848 | 6 | 37 | 0,8 | 0,503 | 13 | 04 | 0,7 | 0,56 |
| 1 | 36 | | 0,8 | 0,849 | 7 | 33 | 0,8 | 0,673 | 1 | 38 | 0,7 | 0,66 |
| 0 | 4 | 35 | 0,8 | 0,844 | 46 | 20 | 0,8 | 0,745 | 4 | 05 | 0,7 | 0,64 |
| | | | 0,8 | 0,877 | 4 | 01 | 0,7 | 0,839 | 7 | 00 | 0,6 | 0,62 |

| | | | | | | | | | | |
|---|----|----|-----|-------|----|-----|-------|----|-----|------|
| 1 | 6 | 09 | | 9 | 97 | | 3 | 92 | 7 | |
| | | | 0,7 | 0,843 | | 0,7 | 0,902 | | 0,6 | 0,53 |
| 2 | 8 | 96 | | 04 | 90 | | 6 | 73 | 4 | |
| | | | 0,7 | 0,853 | | 0,7 | 0,505 | | 0,6 | - |
| 3 | 9 | 84 | | 2 | 89 | | | 68 | | |
| | | | 0,7 | 0,833 | | 0,7 | 0,617 | | 0,6 | 0,52 |
| 4 | 9 | 77 | | | 85 | | 3 | 67 | 3 | |
| | | | 0,7 | 0,795 | | 0,7 | 0,754 | | 0,6 | 0,61 |
| 5 | 7 | 58 | | 00 | 84 | | 7 | 64 | 8 | |
| | | | 0,7 | 0,790 | | 0,7 | 0,520 | | 0,6 | 0,55 |
| 6 | 8 | 56 | | 6 | 79 | | 9 | 63 | 0 | |
| | | | 0,7 | 0,818 | | 0,7 | 0,821 | | 0,6 | 0,50 |
| 7 | 08 | 44 | | 44 | 73 | | 5 | 39 | 0 | |
| | | | 0,7 | 0,802 | | 0,7 | 0,895 | | 0,6 | - |
| 8 | 24 | 42 | | | 71 | | 41 | 19 | | |
| | | | 0,7 | 0,800 | | 0,7 | 0,865 | | 0,6 | 0,52 |
| 9 | 14 | 40 | | 26 | 66 | | 8 | 13 | 2 | |
| | | | 0,7 | 0,750 | | 0,7 | 0,872 | | 0,6 | 0,48 |
| 0 | 0 | 39 | | 32 | 47 | | 0 | 02 | 6 | |

Fonte: Autores (2022).

O *Cluster 1*, cujas DMUs possuem um padrão que tende a possuir área abaixo da média e valores acima da média em outros indicadores, foi o que apresentou mais representantes entre os mais eficientes de forma geral, e era esperado que o desempenho nesse *Cluster* não fosse tão diferente quando comparado à aplicação principal, como se observa na Tabela 6, afinal o *Cluster* já apresentava a maioria das DMUs eficientes mesmo no teste principal. Nesse contexto, uma unidade *fuzzy* apresentou-se entre as mais eficientes, evidenciando a importância de se aplicar os métodos *fuzzy*, afinal, sem eles, essas fazendas não estariam presentes na análise, e informações importantes poderiam ser perdidas para as agências de desenvolvimento e pesquisadores envolvidos.

O *Cluster 2*, referente às fazendas que em geral apresentaram valores abaixo da média em todos os indicadores, apresentou grande homogeneidade, e embora no *ranking* geral apresente duas das fazendas eficientes, em seu *ranking* específico não apresentou fazendas eficientes, indicando que não houve uma DMU que dominasse tanto o cenário pessimista como o cenário otimista, pois, se isso ocorresse, seria indicada como eficiente no cálculo unificado. Ainda assim, com o *ranking* das DMUs desse *Cluster*, essas fazendas podem servir de referência para suas similares, possibilitando uma análise mais precisa por parte das

agências de desenvolvimento. "Referência", no contexto deste trabalho, está no sentido de "exemplar", fazendas com bons resultados a serem estudadas como um bom exemplo para as demais. Um conceito ainda mais específico de "referência" pode ser encontrado na literatura de DEA ao se tratar das respostas do modelo na versão do envelope, em que cada DMU ineficiente possui uma outra mais eficiente e específica de referência para si (LOTFI *et al.*, 2020). Tal abordagem pode ser realizada em estudos futuros.

Na Tabela 6, o que se observa, nas 20 mais eficientes do Cluster 3, é a presença de várias fazendas que haviam sido excluídas por serem *outliers* na análise anterior. Com isso, a divisão em grupos permitiu que tais fazendas não só participassem da análise como também fosse mostrado que elas estão entre as melhores quando comparadas com fazendas de características similares. Esse grupo teve pouca representatividade entre as mais eficientes do grupo geral, e ter fazendas exemplares que podem servir para estudos direcionados ao próprio grupo pode ser mais efetivo que comparar com unidades que são eficientes na análise principal, porém, cuja natureza é muito diferente da delas.

Na Tabela 7 são apresentadas as vinte DMUs mais eficientes da aplicação no modelo de Bhardwaj et al. O modelo *fuzzy* de Bhardwaj et al. foi inspirado no clássico DEA CCR e, por esse motivo, seus resultados são comparados na tabela, e, no caso de unidades *fuzzy*, considerou-se o valor central apenas, uma vez que esse modelo clássico não leva em consideração números *fuzzy* (que além do valor central também possuem mínimo e máximo). O ranqueamento das unidades de Bhardwaj et al. apresentado na tabela é resultado da aplicação dos dados na denominada matriz de preferência de Wang et al. (2009), em um método de ranqueamento de números fuzzy, apontado no artigo de Bhardwaj et al. (2018) como método ideal para classificar suas DMUs. A aplicação no modelo de Bhardwaj et al. aponta um valor pessimista, um valor central, e um valor otimista para cada DMU.

Tabela 7 - 20 melhores DMUs em Bhardwaj et al. com 138 fazendas

| Faz. (clust.) | Índice | CCR | X1 | X2 | X3 | Y1 | Y2 |
|---------------|--------|---------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 23(1) | 1,000 | 1,000 | 0,858 | 1,680 | 0,824 | 1,278 | 1,272 |
| 26(1) | 1,000 | 1,000 | 0,701 | 0,784 | 0,735 | 0,995 | 1,189 |
| 28(1) | 1,000 | 1,000 | 0,397 | 1,132 | 1,575 | 1,819 | 1,475 |
| 80(1) | 1,000 | 1,000 | 0,646 | 0,519 | 0,696 | 0,785 | 0,969 |
| 96(2) | 1,000 | 1,000 | 0,568 | 0,367 | 0,202 | 0,211 | 0,868 |
| 108(1) | 1,000 | 1,000 | 0,629 | 0,605 | 0,679 | 0,894 | 1,109 |
| 129(2) | 1,000 | 1,000 | 0,099 | 0,345 | 0,409 | 0,469 | 0,928 |
| 147(2) | 1,000 | 1,000 | 0,304 | 0,372 | 0,205 | 0,201 | 0,847 |
| 50(1) | 0,989 | 0,989 | 0,618 | 1,038 | 1,632 | 1,650 | 1,328 |
| 54(2) | 0,989 | 1,000 | 0,695 | 0,328 | 0,372 | 0,434 | 0,932 |
| 76(2) | 0,983 | 1,000 | 0,174 | 0,337 | 0,302 | 0,370 | 0,917 |
| 29(1) | 0,974 | 0,974 | 0,464 | 0,822 | 1,391 | 1,279 | 1,084 |
| 104(2) | 0,947 | 1,000 | 0,452 | 0,257 | 0,236 | 0,245 | 0,850 |
| 132(2) | 0,942 | 0,942 | 0,743 | 0,401 | 0,209 | 0,189 | 0,846 |
| 114(1) | 0,940 | 0,940 | 0,400 | 0,855 | 1,396 | 1,291 | 1,040 |
| 88(1) | 0,934 | 0,934 | 0,828 | 0,965 | 1,087 | 1,304 | 1,211 |
| 74(1) | 0,933 | 0,933 | 0,475 | 0,631 | 0,982 | 0,924 | 0,900 |
| 100(2) | 0,930 | 0,948 | 0,415 | 0,361 | 0,319 | 0,371 | 0,916 |
| 124(1) | 0,926 | 0,926 | 0,513 | 0,962 | 0,847 | 1,016 | 1,167 |
| 84(2) | 0,924 | 0,931 | 0,278 | 0,313 | 0,479 | 0,396 | 0,785 |
| | | Abaixo: | 20 | 17 | 15 | 13 | 11 |
| | | Acima: | 0 | 3 | 5 | 7 | 9 |

Fonte: Autores (2022).

No caso de DMUs de valores nítidos, tais valores são equivalentes. Por exemplo, a resposta sobre a eficiência da DMU nítida 23 apresenta os seguintes valores após a aplicação do modelo: (1,000; 1,000; 1,000); a DMU nítida 76 apresenta valores de (0,983; 0,983; 0,983), e assim por diante. Entretanto, a DMU *fuzzy* 68 possui resultados variados como (0,334; 0,594; 1,000). Como não houve nenhum número *fuzzy* entre as 20 mais eficientes, optou-se por apresentar apenas a média dos resultados mínimo, central e máximo do modelo na Tabela 7.

Quanto às vinte melhores DMUs da aplicação em Bhardwaj et al., houve nove em comum com as de Kao e Liu (DMUs: 23, 26, 28, 50, 96, 104, 129, 132, 147 - 4 do Cluster 1, e 5 do Cluster 2). Houve grande presença de DMUs com valores abaixo da média entre as entradas. Da mesma forma que em Kao e Liu, as DMUs do Cluster 3 tiveram pouca representatividade entre as melhores, e, no caso, nenhuma representante. Quatro das melhores DMUs apresentaram algum prejuízo real, enquanto, em Kao e Liu, seis apresentaram prejuízo real. O fato de empresas com prejuízo figurarem entre as mais eficientes se deve à translação dos dados, em que o modelo não distingue DMUs que estejam com saldo positivo ou negativo. Na prática, uma DMU simultaneamente com prejuízo e eficiente, é uma DMU que, com base nas entradas que possui, teria um prejuízo maior ou muito maior se sua

produtividade fosse como a daquelas com índice pior, e da mesma forma, se está com produtividade elevada, faltam poucos ajustes para que supere seu problema.

Quanto às vinte piores DMUs do modelo de Bhardwaj *et al.*, há significativa presença das fazendas do Cluster 2 (fazendas pequenas em todos os indicadores) e fazendas do Cluster 3 (fazendas grandes em todos indicadores). Entre as piores, há 12 em comum com as apontadas pelo modelo de Kao e Liu. Pode-se questionar: As DMUs apontadas como eficientes e não eficientes pelos dois métodos não deveriam apresentar maior quantidade de DMUs em comum? A resposta é que não necessariamente, pois um dos modelos, mais flexível, ligado de alguma forma ao modelo clássico BCC, como Kao e Liu, considera retornos variados à escala, enquanto modelos ligados ao CCR, como o de Bhardwaj *et al.*, consideram apenas retornos constantes à escala. Características de cada um desses retornos são descritas na literatura sobre DEA, como por exemplo em Lotfi *et al.* (2020). Optou-se por aplicar modelos das duas naturezas no presente trabalho para que o gestor possa verificar, baseado em cada uma das duas possibilidades, aquelas que serão as fazendas eficientes.

Uma análise da eficiência nos três *Clusters* em Bhardwaj *et al.* também foi realizada, conforme Tabela 8.

Tabela 8 - 20 mais eficientes em cada *Cluster* no modelo de Bhardwaj *et al.*

| R. | Faz. | Índ. C1 | Índ. Geral | Faz. | Índ. C2 | Índ. Geral | Faz. | Índ. C3 | Índ. Geral |
|----|------|---------|------------|------|---------|------------|------|---------|------------|
| 1 | 23 | 1,000 | 1,000 | 54 | 1,000 | 0,989 | 10 | 1,000 | - |
| 2 | 26 | 1,000 | 1,000 | 76 | 1,000 | 0,983 | 61 | 1,000 | 0,868 |
| 3 | 28 | 1,000 | 1,000 | 96 | 1,000 | 1,000 | 72 | 1,000 | - |
| 4 | 108 | 1,000 | 1,000 | 129 | 1,000 | 1,000 | 90 | 1,000 | 0,886 |
| 5 | 50 | 0,989 | 0,989 | 67 | 0,984 | 0,902 | 116 | 1,000 | 0,818 |
| 6 | 80 | 0,972 | 1,000 | 147 | 0,960 | 1,000 | 38 | 0,956 | 0,802 |
| 7 | 29 | 0,971 | 0,974 | 27 | 0,951 | 0,855 | 107 | 0,938 | 0,811 |
| 8 | 114 | 0,940 | 0,940 | 104 | 0,951 | 0,947 | 113 | 0,931 | 0,762 |
| 9 | 88 | 0,934 | 0,934 | 100 | 0,949 | 0,930 | 5 | 0,926 | - |
| 10 | 124 | 0,926 | 0,926 | 84 | 0,931 | 0,924 | 63 | 0,884 | 0,699 |
| 11 | 128 | 0,923 | 0,924 | 3 | 0,930 | 0,898 | 35 | 0,875 | 0,739 |
| 12 | 74 | 0,921 | 0,933 | 79 | 0,913 | 0,901 | 81 | 0,874 | 0,662 |
| 13 | 99 | 0,904 | 0,905 | 45 | 0,911 | 0,906 | 142 | 0,861 | 0,714 |
| 14 | 89 | 0,899 | 0,899 | 62 | 0,905 | 0,833 | 36 | 0,860 | 0,726 |
| 15 | 133 | 0,898 | 0,900 | 132 | 0,899 | 0,942 | 57 | 0,858 | 0,702 |
| 16 | 65 | 0,895 | 0,895 | 42 | 0,895 | 0,838 | 130 | 0,854 | 0,715 |
| 17 | 69 | 0,885 | 0,885 | 78 | 0,879 | 0,857 | 18 | 0,839 | 0,692 |
| 18 | 22 | 0,880 | 0,880 | 140 | 0,866 | 0,840 | 33 | 0,837 | 0,607 |
| 19 | 70 | 0,878 | 0,878 | 144 | 0,860 | 0,872 | 135 | 0,800 | 0,676 |
| 20 | 19 | 0,876 | 0,876 | 126 | 0,836 | 0,864 | 39 | 0,756 | 0,623 |

Fonte: Autores (2022).

Assim como no modelo de Kao e Liu, houve destaque para o *Cluster 1* entre as mais eficientes. O *Cluster 3*, apesar de possuir um valor elevado em todos os indicadores (inclusive volume de produção e lucro), apresentou um resultado médio menos eficiente que os demais *Clusters* no teste principal com 138 fazendas, o que demonstra que, nos dados presentes, aumentar a capacidade da empresa ou ser grande não é garantia de ser produtivo. Também devido à *Clusterização*, algumas fazendas, que anteriormente não eram analisadas por serem *outliers*, agora puderam ter a sua eficiência encontrada no *Cluster 3*, figurando inclusive entre as melhores de seu grupo. Ao contrário da análise em Kao e Liu, houve unidades eficientes dentro do *Cluster 2*. Conforme se observa na tabela, não necessariamente será equivalente o *ranking* entre as DMUs da aplicação em um único *Cluster*, em comparação às mesmas DMUs na aplicação geral nas 138 fazendas.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O Brasil é um dos maiores produtores globais de leite, e diante de desafios econômicos e baixa produtividade em relação a outras nações, foi proposto avaliar a eficiência de fazendas produtoras de leite em uma das regiões mais relevantes do setor no país: Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba. Para buscar essa resposta, utilizou-se a clássica técnica de avaliação de eficiência conhecida como Análise Envoltória de Dados - DEA assim como modelos mais avançados como *Fuzzy* DEA.

O objetivo principal de encontrar as fazendas mais eficientes da região em estudo foi alcançado. Esses dados são importantes para que as agências de desenvolvimento envolvidas investiguem e acompanhem mais facilmente a realidade das diversas fazendas pesquisadas e direcionem suas políticas com maior precisão, podendo inclusive investigar quais práticas levaram as mais eficientes a essa condição de destaque, assim como as menos eficientes.

Quanto aos objetivos específicos, o primeiro deles visava realizar o tratamento de dados, incluindo: a definição dos indicadores, normalização, redução de *outliers*, *Clusterização* e adaptação de números negativos em DEA. Essa busca foi alcançada, de forma que sua explicação na seção de metodologia pode auxiliar outros pesquisadores em estudos futuros, com destaque para a explicação de como transladar os dados negativos em diferentes anos nos dados, prevenindo o pesquisador de cometer determinados erros. Além disso, como resultado da *Clusterização*, a comparação de uma classificação das fazendas em um grupo geral em relação a uma classificação específica em cada um dos três subgrupos permitiu análises mais ricas dos resultados. A quantidade de *outliers* retirados também foi menor, após

a realização da *Clusterização*, reforçando que essa prática pode ser positiva quando associada à DEA.

Houve êxito na busca do segundo objetivo específico, de aplicar a metodologia *fuzzy* DEA em dois dos principais modelos existentes para dados incertos/incompletos. Primeiramente, realizou-se mais uma aplicação prática na literatura para o relevante modelo de Kao e Liu (2000), permitindo comparações com outros trabalhos. E também é importante que o novo modelo de Bhardwaj et al. (2018), que corrige o relevante modelo de Wang et al. (2009), tenha uma nova aplicação com dados reais além do próprio artigo, algo que estava faltando na literatura. O terceiro objetivo específico, comparar os resultados dos diferentes modelos aplicados, foi realizado com sucesso nos resultados, com o auxílio de diversas tabelas.

Quanto ao quarto objetivo específico, interpretar e organizar os resultados de forma a auxiliar os tomadores de decisão, também houve êxito. Na análise dos resultados, observou-se grande presença de fazendas de área abaixo da média tanto entre as mais eficientes quanto entre as menos eficientes. Fazendas maiores, com mais vacas e com maior custo, representadas no *Cluster 3*, não se apresentaram entre as mais eficientes, ou seja, não alcançaram saídas que compensassem as entradas da mesma forma que parte das fazendas menores. Parte dessas fazendas de indicadores mais elevados figurou inclusive entre as menos eficientes em todos os modelos testados. A presença maior de representantes do *Cluster 1* entre as fazendas mais eficientes em todos os testes indica que é possível ser produtivo com uma área menor, e muitos produtores podem ter investido dinheiro de forma desnecessária nesse fator, dinheiro que está em estoque de capital, com baixa liquidez, e poderia, por exemplo, ser redirecionado para investimentos de maior qualidade. Diversas outras análises diante dos resultados obtidos foram apresentadas ao longo dos resultados.

Há ainda mais contribuições. Os dados disponibilizados podem servir para testes empíricos de outros pesquisadores em DEA ou mesmo em outros métodos. Em mais uma contribuição, o presente estudo também demonstrou que uma análise DEA que não leva em consideração o lucro, e apenas o volume produzido, está deixando de lado um importante indicador para as fazendas. Testes realizados no modelo de Kao e Liu (2000) demonstram uma diferença significativa no índice em aproximadamente 90% das DMUs quando se retira o indicador lucro e é deixado apenas o indicador de volume como saída. Um estudo que avalia apenas o volume produzido poderia considerar como exemplar uma fazenda que, na prática, apresenta resultados econômicos ruins.

Como limitações do estudo, análises direcionadas à realidade de cada fazenda demandam maiores investigações e nova coleta de dados, de forma que a identificação da eficiência das fazendas é um primeiro passo nessa busca. Para a realização de um estudo futuro sobre análise de desempenho, espera-se que as agências de desenvolvimento investiguem, através de novas visitas, quais as características encontradas nas melhores e piores fazendas, segundo as classificações encontradas. Por que determinadas fazendas foram consideradas mais eficientes que as outras na prática? É possível investigar entre as menos eficientes, por exemplo: se há problemas relativos aos insumos e processos de produção; se há coleta ou armazenamento ineficiente do leite; se há um planejamento equivocado do intervalo entre partos das vacas; se as fazendas investiram em uma área maior que a necessária; se as fazendas investiram em equipamentos ou suprimentos muito caros de forma desnecessária etc. É possível coletar inclusive informações que não foram disponibilizadas, como escolaridade da mão de obra e topografia.

Como indicação para trabalhos futuros, é sugerido que se adicionem outros indicadores à análise, como qualidade do leite ou estoque de capital da fazenda, cujos dados já estão disponíveis, e apenas não foram utilizados nesse estudo. Também é interessante que se apliquem outros modelos *Fuzzy* DEA, muitos desses listados em Lotfi *et al.* (2020), e seja realizada uma comparação entre eles. A aplicação de um modelo orientado a envelope, que não foi utilizado no presente estudo, pode indicar facilmente as DMUs de referência específica para cada uma das DMUs não eficientes, sendo também outra abordagem interessante diante dos dados disponíveis.

REFERÊNCIAS

AMIN, M. D R; PALASH, M. S. Determinants of Structural Change in the Dairy Sector. *Forestry Agriculture Review*, v. 1, n. 1, p. 7-19, 2020.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management science*, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.

BAPUJI, *Het al.* Business and Society Research in Times of the Corona Crisis. *Business Society*, 59(6), 1067–1078, 2020. <https://doi.org/10.1177/0007650320921172>

BHARDWAJ, B; KAUR, J; KUMAR, A. A new *fuzzy* CCR data envelopment analysis model and its application to manufacturing enterprises. In: *Soft Computing Applications for Group Decision-making and Consensus Modeling*. Springer, Cham, 2018. p. 345-368.

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

CHEN, C; KLEIN, C. M. A simple approach to *ranking* a group of aggregated *fuzzy* utilities. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, Part B (Cybernetics)*, v. 27, n. 1, p. 26-35, 1997.

CINAROGLU, S. Integrated k-means *Clustering* with data envelopment analysis of public hospital efficiency. *Health Care Management Science*, p. 1-14, 2019.

COOPER, W. W.; PARK, K. S; YU, G. An illustrative application of IDEA (imprecise data envelopment analysis) to a Korean mobile telecommunication company. *Operations Research*, v. 49, n. 6, p. 807-820, 2001.

COOPER, W. W.; PARK, K. S; YU, G. IDEA and AR-IDEA: Models for dealing with imprecise data in DEA. *Management science*, v. 45, n. 4, p. 597-607, 1999.

DA SILVA, M. F; DA SILVA, A. C. Análise dos indicadores zootécnicos e econômicos do sistema de produção de leite a pasto com suplementação. *Revista Brasileira de Agropecuária Sustentável*, 2013.

FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, v. 120, n. 3, p. 253-281, 1957.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. BRASIL. Pesquisa Trimestral do Leite: o que é. O que é. 2018. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9209-pesquisa-trimestral-do-leite.html?t=o-que-e>. Acesso em: 15 set. 2019.

KAO, C.; LIU, S.-T. *Fuzzy* efficiency measures in data envelopment analysis. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 113, n. 3, p. 427-437, 2000.

KUOSMANEN, T. Data envelopment analysis with missing data. *Journal of the Operational Research Society*, v. 60, n. 12, p. 1767-1774, 2009.

LIN, R; CHEN, Z. A directional distance based super-efficiency DEA model handling negative data. *Journal of the Operational Research Society*, v. 68, n. 11, p. 1312-1322, 2017.

LOTFI, F. H *et al.* *Data Envelopment Analysis with R*. Springer International Publishing, 2020.

MARANGON JÚNIOR, M. N. Correlação entre indicadores zootécnicos e econômicos em fazendas leiteiras da região central de Minas Gerais. 2018. Disponível em: <https://www.locus.ufv.br/bitstream/handle/123456789/26469/texto%20completo.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 09 jul. 2020.

OKANO, M T.; VENDRAMETTO, O; DOS SANTOS, O S. How to improve dairy production in Brazil through indicators for the economic development of milk chain. *Modern Economy*, v. 2014, 2014.

Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura - Food and Agriculture Organization for United Nations FAO. 2020 <http://www.fao.org/3/CA4076EN/CA4076ENChapter7Dairy.pdf>

ROCHA, D. T., CARVALHO, G. R. Produção brasileira de leite: uma análise conjuntural. Embrapa Gado de Leite-Anuário Leite, 2018.

SARKIS, J. Modeling Data Irregularities and Structural Complexities in Data Envelopment Analysis, chapter Preparing Your Data for DEA. 2007.

TURRIONI, J. B; MELLO, C. H. P. Metodologia de pesquisa em engenharia de produção. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Itajubá. Itajubá: UNIFEI, 2012.

WANG, Y; LUO, Y; LIANG, L. *Fuzzy* data envelopment analysis based upon *fuzzy* arithmetic with an application to performance assessment of manufacturing enterprises. Expert systems with applications, v. 36, n. 3, p. 5205-5211, 2009.

YOUNG, R. E.; GIACHETTI, R.; RESS, D. A. A *fuzzy* constraint satisfaction system for design and manufacturing. In: Proceedings of IEEE 5th International *Fuzzy* Systems. IEEE, 1996. p. 1106-1112.

ZADEH, L. A. *Fuzzy* sets. Information and Control, Vol. 8, pp. 338-353. 1965. ZADEH, Lotfi A. *Fuzzy* logic and approximate reasoning. Synthese, v. 30, n. 3-4, p. 407-428, 1975.

Como Referenciar este Artigo, conforme ABNT:

PIEIDADE, D. D. C; LIMA, F. M. S; LIMA, S. M. S; MELO, G. A; PEIXOTO, M. G. M. Análise de Eficiência de Produtores de Leite em Minas Gerais Através da DEA. **Rev. FSA**, Teresina, v. 20, n. 1, art. 15, p. 284-308, jan. 2023.

| Contribuição dos Autores | D. D. C. Piedade | F. M. S. Lima | S. M. S. Lima | G. A. Melo | M. G. M. Peixoto |
|--|---------------------|------------------|------------------|---------------|------------------------|
| 1) concepção e planejamento. | X | X | X | X | X |
| 2) análise e interpretação dos dados. | X | X | X | X | X |
| 3) elaboração do rascunho ou na revisão crítica do conteúdo. | X | X | X | X | X |
| 4) participação na aprovação da versão final do manuscrito. | X | X | X | X | X |