

Avaliação da eficiência de uma empresa exportadora de manga do Vale do São Francisco: um modelo em Análise Envoltória de Dados

Recebimento dos originais: 11/07/2019

Aceitação para publicação: 02/12/2020

Fabiana Gomes dos Passos,

Doutoranda em Engenharia Industrial pela Universidade Federal da Bahia

Instituição: Universidade Federal da Bahia – UFBA

Endereço: R. Prof. Aristίδes Novis, 2, Salvador – BA, CEP: 40210-630.

Professora Assistente do Curso de Engenharia de Produção da Universidade Federal do Vale do São Francisco, UNIVASF, Campus Juazeiro – BA.

Endereço: Avenida Antônio Carlos Magalhães, 510, Santo Antônio, Juazeiro/BA.

CEP: 48902-300.

E-mail: fabiana.passos@univasf.edu.br

Cristiano Hora Oliveira Fontes

Pós-Doutor pela University of Waterloo, U.WATERLOO, Canadá

Professor Titular Escola Politécnica – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial

Instituição: Universidade Federal da Bahia – UFBA

Endereço: R. Prof. Aristίδes Novis, 2, Federação, Salvador – BA, CEP: 40210-630

E-mail: cfontes@ufba.br

Ademar Nogueira do Nascimento

Pós-Doutor pelo Politecnico di Milano, POLIMI, Itália

Professor Associado Escola Politécnica – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial

Instituição: Universidade Federal da Bahia – UFBA

Endereço: R. Prof. Aristίδes Novis, 2, Federação, Salvador – BA, CEP: 40210-630

E-mail annas@ufba.br

Resumo

Diante da importância da agricultura brasileira para economia nacional e do crescimento da produção de manga no setor de fruticultura irrigada do Vale do São Francisco, a avaliação de eficiência técnica, econômica e de escala nessa região representa um potencial de melhoria da alocação de recursos produtivos. Este trabalho tem como objetivo avaliar a eficiência técnica, econômica e de escala em uma empresa exportadora de manga do Vale do São Francisco (Região Nordeste, Brasil) identificando também as unidades de referência (*benchmarks*) e as variáveis relacionadas à ineficiência das fazendas produtoras através da Análise Envoltória de Dados (DEA) e Fronteira Invertida. Os modelos da DEA clássica utilizados (CCR, *Constant Return to Scale* e BCC, *Variable Return to Scale*) foram orientados a input e o modelo DEA – BCC foi comparado ao modelo Fronteira Invertida e Eficiência Composta com o intuito de reconhecer as unidades *benchmarks*. O estudo comparativo entre os resultados da análise dos métodos DEA associada a Fronteira Invertida e eficiência composta mostrou-se essencial para superar a deficiência da distribuição não realista dos pesos e selecionar os principais *benchmarks* que representam referências de gestão. Estas unidades servem como modelo para as fazendas que apresentaram ineficiência, identificando potenciais de aumento de produtividade.

Palavras-chave: Análise envoltória de dados. Agricultura no Vale do São Francisco. *Benchmarks*.

1. Introdução

O Brasil é um país que se destaca na fruticultura irrigada, principalmente, devido à existência de recursos como disponibilidade hídrica, características edafoclimáticas, investimentos públicos e privados em capacitação, tecnologia e regular infraestrutura e logística, os quais proporcionaram o progresso as exportações. De acordo com dados da FAO (2017), em 2017 o Brasil foi o terceiro maior produtor no *ranking* mundial de frutas, com mais de 40 milhões de toneladas, atrás apenas da China e da Índia. Apesar das restrições hídricas e de solo do semiárido, o Nordeste brasileiro respondeu em 2015 por 31,4% do valor de produção nacional de frutas destacando-se em diversos cultivos como coco, goiaba, mamão, manga, uva, maracujá, abacaxi e melão (VIDAL, 2017).

De acordo com Carvalho (2017) e FAO (2017) o Brasil está em sétimo lugar no *ranking* dos grandes produtores de manga do mundo. Segundo o IBGE (2016) foram cultivados 64.305 hectares no território nacional, com colheita de 976.815 toneladas e produtividade média de 15.190 quilos por hectare tendo a União Europeia e os Estados Unidos como seus principais mercados importadores. De acordo com o MAPA (2017), a Coreia do Sul, um dos países mais exigentes em relação à sanidade e à qualidade dos alimentos, é o mais recente destino da fruta nacional. O comércio com empresas sul-coreanas poderá fomentar as exportações e beneficiar, em especial, o Vale do São Francisco que concentra o maior pólo produtor de frutas irrigadas do País e responde por 85% das mangas exportadas pelo Brasil.

Na literatura encontram-se trabalhos que tratam da análise de eficiência operacional (EMROUZNEJAD e YANG 2018; ALDAMAK e ZOLFAGHARI 2017; CAVAINAC e PETIOT 2017; LIU et al., 2013; LOTFI et al., 2013; GOMES 2008) que, de um modo geral, variam de acordo com a abordagem adotada para a medição da eficiência. A análise da eficiência pode ser feita através de métodos paramétricos (funções de produção e funções de custo) e não paramétricos (análise envoltória de dados – DEA) (GOMES, 2008). A análise de eficiência na agricultura está associada à capacidade de uma fazenda atingir um nível máximo de produção dado um conjunto de fatores ou ao nível máximo de produção com o menor custo, exercendo uma papel crucial para produção agrícola (OGUNDARI et al., 2012).

No apoio à decisão em situações de natureza multidisciplinar, a Análise Envoltória de Dados (DEA) destaca-se como importante ferramenta/técnica para avaliar a eficiência relativa

nas organizações. A eficiência técnica está associada à avaliação da quantidade necessária de insumos visando a máxima produção a partir da tecnologia disponível. A eficiência de escala examina se uma fazenda ou firma está operando no seu tamanho ideal porque ao produzir mais ou menos produtos a nível ótimo, resulta em custos adicionais, tornando-se o nível de produção o foco principal. Por sua vez a eficiência alocativa reflete a habilidade de uma firma utilizar os insumos em proporções ótimas, dados seus respectivos preços, minimizando os custos de produção (FERREIRA e GOMES, 2012). A eficiência econômica refere-se ao custo e lucro associados ao processo de produção.

Os escores de eficiência são decompostos em dois componentes: eficiência técnica e eficiência de escala. Essa categorização viabiliza a identificação das causas/fontes de ineficiência que podem estar associadas ao processo de transformação de recursos em produtos (técnica), escala de produção (escala) ou ambas categorias (HAAS, 2003).

Aplicações gerais da DEA são discutidas nos trabalhos de Emrouznejad e Yang (2018); Aldamak e Zolfaghari (2017); Cavaignac e Petiot (2017); Liu et al. (2013); Lotfi et al. (2013); Gomes (2008). Nos trabalhos de Iqbal e Sial (2018); Aydın e Unakıtan (2018); Li et al. (2017); Pereira e Tavares (2017); Souza et al. (2017); Parlakay et al. (2016); Atici e Podinovski (2015); Błażejczyk-Majka e Kala (2015); Liu et al. (2015); Li et al. (2012); Li et al. (2011); Santos et al. (2009) foi abordada a análise de desempenho através da DEA na produção de grãos e frutas. Apenas os trabalhos de Silva e Sampaio (2002), Ferreira et al. (2015) e Silva et al. (2017) estão relacionados à avaliação da eficiência técnica dos produtores de frutas da região do Vale do São Francisco.

Silva e Sampaio (2002) investigaram a eficiência técnica dos colonos dos perímetros irrigados em Petrolina (PE) e Juazeiro (BA), utilizando as abordagens de estimação paramétrica e não paramétrica. Os resultados apontaram que os perímetros mais eficientes tecnicamente são aqueles que estão há mais tempo emancipados e administrados por cooperativas.

Ferreira et al. (2015) analisaram o nível de eficiência técnica dos produtores de manga do distrito de irrigação Senador Nilo Coelho em Petrolina – PE (produção de até 11 hectares) a partir da estimação da fronteira de produção estocástica (os parâmetros são especificados numa forma funcional e o termo de ineficiência tem uma forma distribucional especificada, além de não permitir múltiplos produtos). Os resultados mostraram que o grau de ineficiência dos agricultores foi acima de 90% e que 50% dos produtores de manga dependem da melhor utilização das variáveis (área colhida e insumos) para serem eficientes.

Silva et al. (2017) analisaram a eficiência técnica dos pequenos produtores de manga do distrito de irrigação Senador Nilo Coelho (produção de até 11 hectares) utilizando a DEA clássica (BCC orientado a output), o modelo econométrico *Tobit* (modelo de regressão truncado) e o procedimento *bootstrap* (modelo de inferência estatística). O resultado do escore de eficiência de cada DMU ao aplicar o DEA-BCC serviu como input para o modelo econométrico *Tobit* que testou estatisticamente os determinantes (input e output) da ineficiência dos produtores de manga. Os resultados demonstram que o nível de escolaridade do agricultor, a inserção no comércio exterior e a interação com instituições de pesquisa tendem a elevar os níveis de eficiência.

O baixo nível de discriminação entre as DMU's é uma limitação da DEA já comentada em outros trabalhos (BRANDÃO e SOARES de MELLO, 2017; PEREIRA e SOARES de MELLO, 2015). Esta deficiência se verifica quando o número de DMU's não é suficiente em relação ao número total de inputs e outputs, não respeitando a regra de ouro (BANKER et al., 1989). Esta regra estabelece que o número de DMU's deve ser o máximo entre o triplo do número total de variáveis (inputs e outputs) e a multiplicação do número de inputs pelo de outputs (ÂNGULO-MEZA et al., 2019; IQBAL e SIAL, 2018; SILVA et al., 2017; SILVA e SAMPAIO, 2002).

A abordagem de supereficiência foi proposta por Andersen e Petersen (1993) para discriminar as DMU's. Entretanto, resultados inviáveis foram obtidos por meio de sua aplicação combinada com o método DEA – BCC (GHASEMI et al., 2019; LEE et al., 2011). O método Fronteira Invertida (YAMADA et al., 1994 e ENTANI et al., 2002) foi proposto, inicialmente associado às abordagens clássicas DEA (BCC e CCR), para resolver o problema de distribuição irreal de pesos dos inputs e outputs.

A DEA é uma reconhecida ferramenta de gestão embora problemas de discriminação entre DMU's eficientes e ineficientes surgem com frequência quando há um número relativamente grande de variáveis em relação ao número de DMU's. Isso pode fazer com que unidades eficientes sejam incorretamente classificadas como ineficientes e unidades ineficientes sejam classificadas incorretamente como eficientes. Esta última situação ocorre particularmente com pequenas amostras de dados quando se aplica a hipótese de retornos variáveis à escala (ADLER e YAZEMSKY, 2010). Na literatura, a falta de discriminação é frequentemente referida como a “maldição da dimensionalidade” (DARAIO e SIMAR, 2007). A falta de poder discriminatório tem implicações importantes pois na prática pode prejudicar a compreensão gerencial (os *insights* gerenciais) obtidos a partir das DMU's analisadas e das

unidades de referência (benchmarks), distorcendo a análise de eficiência operacional (GHASEMI et al., 2019; MARTTUNEN et al., 2017).

O objetivo deste trabalho é avaliar a eficiência técnica, econômica (total) e de escala em uma empresa exportadora de manga do Vale do São Francisco, Brasil, e identificar as unidades de referência (*benchmarks*), as variáveis relacionadas à ineficiência das fazendas produtoras através da DEA clássica (CCR e BCC) e da fronteira invertida.

As principais contribuições deste trabalho se concentram em dois aspectos:

- I. Não foram apresentados, até o momento, investigações científicas com a DEA em empresas (fazendas ou agroindústrias) agrícolas de grande porte (produção acima de 11 hectares) localizadas na região produtora do Vale do São Francisco.
- II. Não foram verificados trabalhos relacionados à produção agrícola no Brasil que envolvem aplicações da DEA associada à fronteira invertida. A fronteira invertida viabiliza a correção do problema de distribuição irreal de pesos dos inputs e outputs nos resultados da DEA clássica que sugerem o empate de muitas DMU's. Neste sentido, foram propostas extensões ao modelo DEA clássica denominadas de métodos de desempate que envolvem aspectos objetivos e subjetivos. Nos subjetivos o critério de desempate é externo, definido pelo pesquisador. Nos objetivos o critério de desempate está baseado na utilização dos modelos DEA clássica (CCR ou BCC) associado aos modelos de super-eficiência, fronteira invertida e/ou eficiência cruzada (ALMEIDA e MARIANO, 2007; MARIANO et al., 2015). Embora no trabalho desenvolvido por Silva et al. (2017) (citado anteriormente) tenha sido utilizado o método DEA-BCC orientado a *output*, a eficiência técnica não foi comparada e/ou associada aos métodos de desempate que envolvem aspectos objetivos e subjetivos. Neste caso, os resultados de eficiência técnica foram utilizados como input para um modelo econométrico.

Este artigo apresenta um estudo de caso relacionado a uma empresa agrícola de grande porte (produção em 1000 ha), envolvendo a aplicação da DEA clássica (CCR e BCC orientada a input) associada ao método da fronteira e ao cálculo da eficiência composta normalizada, visando-se minimizar distribuição irreal de pesos dos inputs e outputs.

Um índice que combine as eficiências das fronteiras clássica e invertida (MARIANO et al., 2015) é capaz de solucionar o empate entre DMU's eficientes na medida em que a

DMU eficiente terá um desempenho satisfatório no item no qual ela é melhor, assim como não terá um mau desempenho no critério em que ela for pior.

2. Revisão da Literatura e Fundamentação Teórica

2.1. Eficiência técnica e operacional

De acordo com Banker, Charnes & Cooper (1984), dois tipos de eficiência podem ser aplicados em processos de produção e de serviços, quais sejam, eficiência técnica e eficiência operacional (econômica). A primeira refere-se à eficácia do aproveitamento dos insumos na transformação em produtos enquanto que a segunda refere-se ao custo e lucro associados ao processo de produção. A combinação dessas eficiências resulta na eficiência econômica total.

A análise de eficiência técnica e operacional no setor agrícola e na agroindústria foi abordada nos trabalhos de Iqbal e Sial (2018); Aydın e Unakitan (2018); Sabbag et al. (2018); Li et al. (2017); Pereira e Tavares (2017); Souza et al. (2017); Ceyhan (2017); Parlakay et al. (2016); Baghi e Zhuang (2016); Calafat et al. (2016); Medina-Viruel (2015); Alrwis et al. (2015); Atici e Podinovski (2015); Błażejczyk-Majka e Kala (2015); Liu et al. (2015), dentre outros.

De acordo com Toresan (1998), a análise da eficiência técnica e operacional das unidades de produção agrícola, além de fornecer *benchmarks* para os agricultores, contribui também com subsídios importantes para a pesquisa e melhoria do processo na medida em que indica possibilidades de expansão da produção via melhoramento da eficiência e identifica fontes de ineficiência.

Os métodos de medição de eficiência são classificados em métodos paramétricos e não paramétricos. Os métodos não paramétricos mais usados são a Análise Envoltória de Dados – DEA e os números índices (MARQUES e SILVA, 2006). Os métodos paramétricos envolvem técnicas estocásticas tais como a análise de correlação e os modelos de regressão utilizados nos trabalhos de Silva et al. (2017); Ferreira et al. (2015); Nascimento et al. (2012); Barros et al. (2012); Helfand et al. (2011); Gasques et al. (2010); Souza et al. (2010) dentre outros.

As técnicas não-paramétricas permitem a obtenção da fronteira eficiente sem a necessidade de pressupostos sobre as variáveis ou funções de produção e/ou custo. Consistem em modelos baseados em programação matemática (otimização) nos quais as unidades consideradas como eficientes são aquelas associadas a níveis máximos de produção sujeitos às restrições inerentes ao emprego de fatores de produção (variáveis de entrada). Neste caso, o

relaxamento de restrições e premissas oferecem ainda vantagens adicionais através da análise de fronteiras (BERGER e HUMPHREY, 1997).

Dentre as técnicas não-paramétricas, a avaliação da eficiência técnica e operacional de unidades estratégicas ou tomadoras de decisão em empresas, agroindústrias e unidades agrícolas pode ser efetuada somente por meio da DEA conforme ilustra os trabalhos de Emrouznejad e Yang (2018); Aldamak e Zolfaghari (2017); Cavaignac e Petiot (2017); Liu et al. (2013); Lotfi et al. (2013); Gomes (2008).

2.2. Análise Envoltória de Dados

A Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis*) foi introduzida há mais de 40 anos por Charnes et al. (1978) e consiste em uma metodologia baseada em programação linear que tem por objetivo avaliar a eficiência de um conjunto de unidades produtivas denominadas DMU's (*Decision Making Units*). As DMU's convertem, com diferentes níveis de produção, o mesmo conjunto de recursos ou insumos (inputs) em múltiplos produtos ou serviços (outputs) também idênticos (RUBEM et al., 2017). A eficiência de cada DMU é definida como a razão entre a soma ponderada de seus múltiplos outputs e a soma ponderada de seus múltiplos inputs. As DMU's compreendem qualquer tipo de organização desde que atuem sob as mesmas condições, realizem tarefas similares e possuam autonomia nas tomadas de decisões.

Existem dois modelos clássicos em DEA: o CCR (também conhecido por CRS ou *Constant Return to Scale*, proposto por Charnes, Cooper e Rhodes, 1978) e o BCC (também conhecido por VRS ou *Variable Return to Scale*, proposto por Banker, Charnes e Cooper, 1984). No modelo CCR qualquer variação nos inputs produz variação proporcional nos outputs, permitindo uma avaliação objetiva da eficiência e a identificação das causas e estimativas das ineficiências. O modelo BCC não assume proporcionalidade entre inputs e outputs e envolve retornos variáveis de escala viabilizando a distinção entre ineficiências técnicas e de escalas (EMROUZNEJAD e YANG, 2018).

Para o uso de modelos clássicos da DEA é necessário obedecer a regra de ouro de Banker et al. (1989), cujo o número de DMU's deve ser o valor máximo entre o triplo do número total de variáveis (inputs e outputs) envolvidas e o produto do número de inputs pelo de outputs (IQBAL e SIAL, 2018; PEREIRA e TAVARES, 2017; SOUZA et al., 2017; PALAKAY et al., 2016; ATICI e PODINOVSKI, 2015; SILVA e SAMPAIO, 2002; SILVA et al., 2017).

Na metodologia DEA, a eficiência de cada DMU é otimizada individualmente por meio de um problema de programação linear mono-objetivo no qual se compara os recursos consumidos (inputs) e as quantidades produzidas (outputs) aos níveis das demais unidades produtivas. Os modelos dos multiplicadores CCR orientado a input e output segundo Charnes et al. 1978 estão apresentados pelo conjunto de equações e inequações em (1a-4a) e (1b-4b), respectivamente:

Orientação a inputs:

$$\text{Max } E_o = \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} \quad (1a)$$

$$\text{s. a } \sum_{i=1}^r v_i x_{io} = 1 \quad (2a)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \forall k \quad (3a)$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall j, i \quad (4a)$$

Orientação a outputs:

$$\text{Min } h_o = \sum_{i=1}^r v_i x_{io} \quad (1b)$$

$$\text{s. a } \sum_{j=1}^s u_j y_{jo} = 1 \quad (2b)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} \leq 0, \forall k \quad (3b)$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall j, i \quad (4b)$$

Onde cada DMU_k ($k = 1, \dots, n$) consome r inputs x_{ik} ($i = 1, \dots, r$) para a produção de s outputs y_{jk} ($j = 1, \dots, s$). y_{jk} e x_{ik} são a produção do output j e o consumo do input i relativos à DMU_k, respectivamente. Por sua vez, u_j e v_i são as variáveis de decisão do problema que ponderam os outputs j e i , respectivamente. E_o e h_o são, respectivamente, eficiência e inverso da eficiência ($1/E_o$) da DMU_o (uma determinada DMU). Os modelos de otimização (1a) e (1b) são denominados de modelos dos multiplicadores uma vez que determinam os coeficientes (“pesos”) dos produtos e dos recursos. Os melhores coeficientes obtidos são aqueles que maximizam a eficiência e minimizam a ineficiência de uma determinada DMU em relação às demais DMU’s (CHARNES et al., 1978).

Os modelos dos multiplicadores BCC orientado a input e output (BANKER et al., 1984) apresentados pelo conjunto de equações e inequações em (5a-9a) e (5b-9b), respectivamente, são uma extensão do modelo CCR na medida em que assumem a hipótese de retornos variáveis de escala, substituindo o axioma da proporcionalidade entre inputs e outputs pelo axioma da convexidade. Este novo axioma consiste na variação da produtividade decorrente de mudanças na escala de produção, ou seja, um aumento equiproporcional nos inputs pode gerar um aumento nos outputs proporcionalmente menor o que implica em que a DMU estaria em uma região de retornos decrescentes de escala. Caso o acréscimo nos outputs seja proporcionalmente maior que o aumento nos inputs, a unidade avaliada está em região de

retornos crescentes de escala. Retorno de escala é a mensuração do crescimento da produção em conjunto com as elevações dos insumos empregados (MELLO, et al., 2005).

Orientação a inputs:

$$\text{Max } E_0 = \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} + u_* \quad (5a)$$

$$\text{s. a } \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} = 1 \quad (6a)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + u_* \leq 0, \forall k \quad (7a)$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall j, i \quad (8a)$$

$$u_* \in \mathbb{R} \quad (9a)$$

Orientação a outputs:

$$\text{Min } h_0 = \sum_{i=1}^r v_i x_{i0} + v_* \quad (5b)$$

$$\text{s. a } \sum_{j=1}^s u_j y_{j0} = 1 \quad (6b)$$

$$\sum_{j=1}^s u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^r v_i x_{ik} + v_* \leq 0, \forall k \quad (7b)$$

$$u_j, v_i \geq 0, \forall j, i \quad (8b)$$

$$v_* \in \mathbb{R} \quad (9b)$$

O axioma de convexidade é implementado através da incorporação de uma variável de decisão adicional, u_* e v_* , nas orientações a inputs e a outputs, respectivamente. Estas novas variáveis são interpretadas como fatores de escala. No modelo orientado a inputs, quando os fatores de escala são positivos, estes indicam retornos decrescentes de escala, e quando negativos indicam retornos crescentes de escala. No modelo orientado a outputs, quando os fatores de escala são positivos, estes fatores indicam retornos decrescentes de escala e retornos crescentes quando são negativos. Em ambas as orientações, caso sejam nulos, a situação é de retornos constantes de escala (RUBEM et al., 2017).

Os modelos (1a-4a) e (5a-9a) são orientados a input e têm o objetivo de minimizar a utilização dos insumos, mantendo-se o nível de produção. Uma DMU é eficiente quando $E_0 = 1$, o que significa dizer que a restrição relativa a essa DMU está ativa e, portanto, tem folga nula. A inserção do fator de escala u_* em (5a) implica que a DMU será eficiente quando E_0 for igual a 1 e ineficiente quando for menor que um. Os modelos (1b-4b) e (5b-9b) são orientados a output e têm o objetivo de maximizar as saídas mantendo-se o mesmo nível de inputs. A inserção do fator de escala v_* na função objetivo (eq. 5b) implica que a DMU será eficiente quando h_0 for igual a 1 e ineficiente quando for menor que um.

Em síntese, os dois modelos clássicos para a mensuração da eficiência em DEA são o modelo CCR (calcula a eficiência total) e o modelo BCC (calcula a eficiência técnica). Segundo Mariano et al. (2006), “a eficiência total compara a DMU com todas as concorrentes (grupo em análise) enquanto a eficiência técnica compara uma DMU apenas com aquelas que operam em escala semelhante à sua”. De posse destes resultados, é possível calcular a eficiência de escala que verifica se a DMU opera abaixo ou acima da escala ótima.

As aplicações dos métodos CCR e BCC são independentes e a eficiência é analisada do ponto de vista dos inputs ou dos outputs. A escolha de qual abordagem do método DEA clássico (CCR ou BCC) não irá afetar os resultados, pois ambas tendem a estimar a mesma fronteira e, conseqüentemente, apontar as mesmas unidades eficientes. Porém, as unidades ineficientes podem ser alteradas nos dois métodos (COELLI, 1995) a partir da escolha de qual orientação seguir (inputs ou outputs), devendo-se optar pela alternativa que ofereça maior controle de informações sobre os dados da produção coletados pela controladoria da empresa, essencial também para escolha das DMU's a serem estudadas.

Yamada et al. (1994) e Entani et al. (2002) introduziram o conceito da fronteira invertida que compreende uma avaliação pessimista das DMU's analisadas, representando uma ineficiência. Neste caso é realizada a troca de cada input pelo seu respectivo output dos modelos DEA clássicos apresentados pelo conjunto de equações e inequações em (1a-4a), (5a-9a), (1b-4b) e (5b-9b), aplicados nos trabalhos de Pereira e Tavares (2017), Shen et al. (2016), Cao et al. (2016) e Soares de Mello et al. (2008).

A utilização da fronteira invertida permite resolver um dos principais problemas em DEA, qual seja, das DMU's poderem ser eficientes atribuindo-se peso nulo a vários vetores de desempenho. Com efeito, para uma DMU possuir alta eficiência, esta deve ter um elevado grau de eficiência em relação à fronteira otimista (modelo DEA clássico) e baixo grau em relação à fronteira invertida. Dessa forma, todas as variáveis são levadas em conta no índice final, sem a atribuição de nenhum peso subjetivo a qualquer critério (STEFFANELLO et al., 2009).

Para a determinação do *ranking* de eficiência das DMU's determina-se um índice de eficiência composta (SOARES DE MELLO et al., 2008) (Eq. 10) que é a média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira padrão e a ineficiência em relação à fronteira invertida. Esse índice de eficiência pode ser apresentado de forma normalizada, dividindo todos os valores pelo maior índice calculado. Assim, para que uma DMU tenha a máxima eficiência composta, ela precisa ter bom desempenho na fronteira padrão, próximo a 1, e não ter bom desempenho na fronteira invertida, próximo a zero.

$$Eficiência\ composta = \frac{eficiência\ padrão + (1 - eficiência\ invertida)}{2} \quad (10)$$

A eficiência total (modelo CCR) está relacionada à produção de um bem ou serviço com a menor utilização de recursos e menor (ou zero) desperdício possível. Nesta metodologia, os escores de eficiência serão decompostos em dois componentes: eficiência

técnica (modelo BCC) e eficiência de escala. Dessa forma, serão obtidas informações importantes sobre as fontes de ineficiência das DMU's analisadas; podendo a causa ser ineficiência do processo de transformação dos recursos em produtos, ineficiência da escala de produção ou até mesmo de ambas (MACEDO et al., 2007; PEREIRA e TAVARES, 2017). Contudo, para saber se uma DMU é de fato eficiente, é necessário analisar suas eficiências técnica, total e de escala (COELLI, 1995).

Para obtenção da eficiência e da ineficiência de escala deve-se aplicar os dois modelos clássicos da DEA (CCR e BCC). A eficiência de escala é calculada através da razão entre a eficiência total e a eficiência técnica. Por isso, neste trabalho foram utilizados os dois modelos clássicos, ambos orientados a redução dos custos de produção (inputs) calculado pelas Eqs. (1a-4a e 5a-9a) com o intuito de se identificar as fontes de ineficiência das DMU's analisadas. Por sua vez, a fronteira invertida e a eficiência composta (Eq. 10) viabilizam a identificação das DMU's com maiores custos de produção.

3. Metodologia

Para analisar o nível de eficiência técnica e total de uma empresa exportadora de manga (produção em 1000 ha), localizada na Região do Vale do São Francisco (municípios de Belém de São Francisco-PE, Abaré-BA e Curaçá-BA), foram aplicados os métodos DEA clássicos (CCR orientada a *input*, eqs. 1a – 4a, Charnes et al., 1978, e BCC orientada a *input*, eqs. 5a – 9a, Banker et al., 1984).

Os modelos da DEA clássica utilizados (CCR e BCC) foram orientados a *input* e o modelo DEA – BCC foi comparado ao método Fronteira Invertida e Eficiência Composta (eq. 10) com o intuito de identificar as unidades *benchmarks* e, com isso, comparar e reconhecer os possíveis causadores da (in)eficiência no sistema produtivo (SILVA, 2002; GOMES et al., 2008; BARROS et al., 2012; SILVA et al., 2017; ENTANI et al., 2002; LI et al., 2011; SHEN et al., 2016).

O procedimento/metodologia é mostrado na Figura 1. Os dados coletados (DMU's, inputs e outputs) referem-se ao ano de 2017 e foram obtidos diretamente com a controladoria da empresa de exportação analisada que possui sete fazendas de produção de manga nas variedades *kent*, *keitt*, *palmer* e *tommy*.

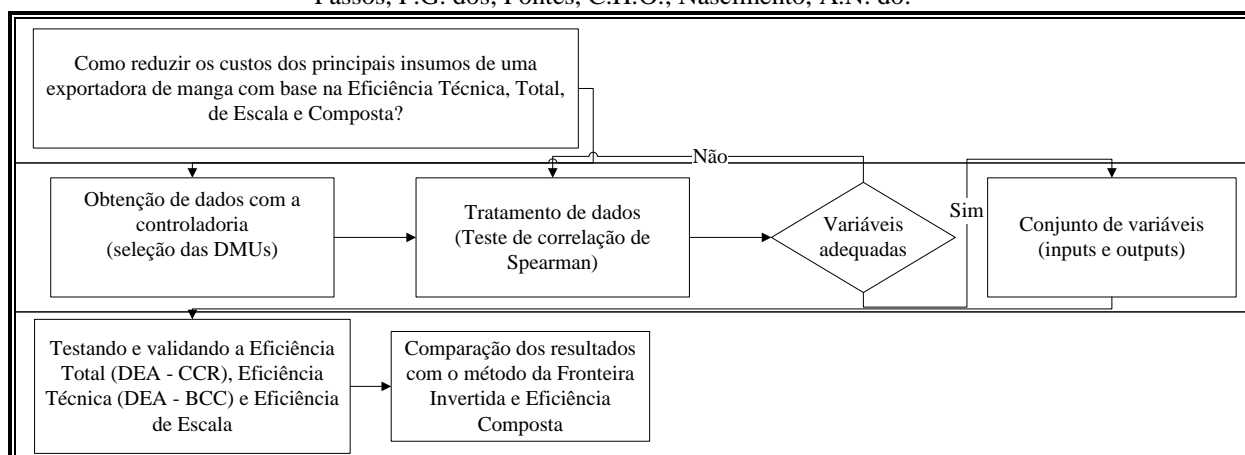


Figura 1: Fluxo do procedimento metodológico

As DMU's estão associadas às sete fazendas produtoras ao longo dos meses de janeiro a novembro de 2017 (11 meses). Cada talhão possui uma produção mensal específica de manga (*kent, keitt, palmer e tommy*). Foram consideradas 77 DMU's de acordo com a regra de ouro.

O conjunto de variáveis consideradas (inputs e outputs) foi escolhido a partir da análise de correlação entre as variáveis disponíveis (GONTIJO et al., 2018 e SUSIN et al., 2017), obedecendo-se também a regra de ouro de Banker et al. (1989).

O teste de correlação de postos de Spearman r_s (Eq. 11) fornece um coeficiente de correlação estatística não paramétrica e pode assumir valores no intervalo de -1 (forte correlação negativa) a 1 (forte correlação positiva). Quando $r_s = 0$ implica que não há dependência linear entre variáveis (TRIOLA, 2013).

A partir de um valor de risco α pré-especificado, se o p-valor for menor que o risco escolhido conclui-se que o resultado do teste de correlação aplicado tem validade. Caso contrário, não há informação suficiente para concluir o teste de correlação (CAKMAKCI, 2009).

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_i \Delta_i^2}{n^3 - n} \quad (11)$$

Onde n é o número de DMU's e Δ_i é o valor da diferença entre as variáveis disponibilizadas pela controladoria da empresa de exportação.

Os inputs selecionadas foram: 1) custo total de produção de cada DMU ($x_1, R\$$); área total plantada de cada DMU ($x_2, hectares$); 3) custo médio da mão de obra

$(x_3, R\$/Kg/talh\tilde{a}o)$; 4) custo médio com defensivos e fertilizantes agrícolas $(x_4, R\$/Kg/talh\tilde{a}o)$; 5) custo médio das despesas totais com mecanização $(x_5, R\$/Kg/talh\tilde{a}o)$; 6) custo médio de consumo de energia elétrica $(x_6, R\$/Kg/talh\tilde{a}o)$ e 7) custo médio devido ao consumo de água para irrigação $(x_7, R\$/Kg/talh\tilde{a}o)$.

Os outputs selecionados foram: 1) produção 1ª qualidade $(y_1, t/talh\tilde{a}o)$; 2) produção de 2ª qualidade $(y_2, t/talh\tilde{a}o)$; 3) produção de 3ª qualidade $(x_3, t/talh\tilde{a}o)$ e 4) produção do refugo $(y_4, t/talh\tilde{a}o)$.

Quando os inputs e outputs escolhidas são comparadas com os trabalhos de Silva et al. (2017), Ferreira et al. (2015) e outros similares, verificam-se algumas especificidades deste trabalho. As variáveis de output selecionadas relacionam o custo e a qualidade do produto, além do refugo, oferecendo, portanto, uma análise mais detalhada da produção. As variáveis de input caracterizaram os principais custos de gestão da produção com maior impacto nas despesas totais de produção.

A implementação dos modelos clássicos de DEA, Fronteira Invertida e Eficiência Composta foi realizada através do software SIAD - Sistema Integrado de Apoio à Decisão (ÂNGULO MEZA et al., 2005), também utilizado por Silva e Sampaio, 2002; Ferreira et al. 2015; Pereira e Tavares, 2017 e Silva et al. 2017.

4. Resultados e Discussões

4.1. Análise de eficiência através do DEA

Esse trabalho foi realizado com uma empresa exportadora de manga, constituída por sete fazendas, cuja a quantidade total de hectares plantados são 1000 ha. Sendo escolhido os métodos da DEA clássica (CCR e BCC orientada a *input*) para analisar o nível de eficiência total e técnica, respectivamente, e o método da fronteira invertida para o cálculo da eficiência invertida e da composta normalizada. Não tendo sido utilizado ainda esses métodos em empresas agrícolas de grande porte situadas no Vale do São Francisco.

Nos trabalhos de Silva et al. (2017) e Ferreira et al. (2015) as DMU's escolhidas foram os pequenos produtores de manga pertencentes ao distrito de irrigação Senador Nilo Coelho (produção de até 11 hectares) no qual analisaram o nível de eficiência técnica dos produtores de manga a partir da fronteira de produção estocástica, métodos da DEA clássica (CCR e BCC orientada a *output*) e o modelo econométrico *Tobit*.

Inicialmente foram levantados alguns parâmetros estatísticos associados aos inputs e outputs (Tabela 1). O valor do total de DMU's utilizadas nesse estudo se aproxima dos valores utilizados nos estudos de Silva et al. (2017) e Ferreira et al. (2015) que consideraram 73 pequenos produtores de manga (do total de 642 produtores) e utilizaram o banco de dados secundários da Embrapa Semiárido em Petrolina-PE do ano agrícola de 2012/2013.

Na Tabela 1 encontra-se a análise descritiva dos inputs e outputs e pode-se observar que o desvio padrão na maioria delas são menores que a respectiva média. Isto não se verifica nas variáveis “área plantada”, “produção 2ª qualidade” e principalmente na “ produção 3ª qualidade”. Este comportamento pode estar associado à quantidade elevada na produção de manga de segunda e terceira qualidade fora da especificação exigida para exportação.

Quando comparado com os estudos de Silva et al. 2017 e Ferreira et al. 2015, o desvio padrão de todas as variáveis estudadas são menores que sua média, retratando o que já era esperado por se tratar de produtores que pertencem ao mesmo distrito de irrigação Senador Nilo Coelho e recebem a mesma orientação técnica fornecida pela CODEVASF e Embrapa Semiárido.

Tabela 1: Estatística descritiva dos inputs e outputs

Variável	Descrição da Variável	Unidade	Máx.	Mín.	Média	Desvio padrão	Erro padrão (nível 95%)	
Input	x ₁	Custos de Produção total	R\$	740.625,96	69.360,62	301.421,09	24.3590,96	54.408,14
	x ₂	Área plantada	Hectare	42,56	2,96	7,51	8,076	1,803
	x ₃	Custo médio - Mão de obra	R\$/ kg/talhão	0,859	0,309	0,36	0,246	0,054
	x ₄	Custo médio dos Defensivos e fertilizantes agrícolas	R\$/kg/ talhão	0,611	0,142	0,22	0,16	0,035
	x ₅	Custo médio de Mecanização	R\$/ kg/ talhão	0,354	0,055	0,09	0,076	0,016
	x ₆	Custo médio da energia elétrica	R\$/kg/ talhão	0,1	0,011	0,03	0,026	0,005
	x ₇	Custo médio de Irrigação	R\$/kg/ talhão	0,093	0,002	0,02	0,026	0,005
y ₁	Produção 1ª Qualidade	t/ talhão	215.837,02	32.536,51	69.710,67	51.772,53	11.563,84	

Output	y₂	Produção 2ª Qualidade	t/ talhão	83.169,00	4.015,30	11.587,46	11.613,39	2.593,95
	y₃	Produção 3ª Qualidade	t/ talhão	78.392,49	284,679	5.459,43	11.464,23	2.560,63
	y₄	Produção do refugo	t/ talhão	28.689,30	1.657,50	6.614,99	5.694,67	1.271,95

Para o cálculo da eficiência total, técnica e de escala das DMU's estudadas foi aplicado os métodos CCR e BCC orientado a input (eqs. 1a-9a). O resumo de eficiência (Tabela 2) mostra que, entre as 77 DMU's estudadas, 37 pontuaram 1 na eficiência total, eficiência técnica e por consequência na eficiência de escala (razão entre a eficiência total e eficiência técnica), sendo consideradas eficientes e de referência para as outras DMU's consideradas ineficientes. Entre as 40 DMU's restantes, com eficiência total inferior a 1, 8 referidas (Tipo B) são aquelas nas quais a eficiência técnica é igual a 1 e o ajuste de qualquer input não é capaz de alterar a eficiência do output.

Tabela 2: Resumo da eficiência da produção de manga

Tipo	Número de fazendas mensais	Cálculo da eficiência			Número de fazendas com		
		Eficiência total (CCR)	Eficiência técnica (BCC)	Eficiência de escala (CCR/BCC)	Retorno constante de escala	Retorno crescente de escala	Retorno decrescente de escala
A	37	1	1	1	11	22	4
B	8	0,690	1	0,690	0	6	2
C	32	0,585	0,602	0,972	30	0	2

Na classe de DMU's do tipo A (Tabela 2), 22 DMU's estão na condição de retornos crescentes de escala e 11 de retornos constantes de escala, enquanto no Tipo B, 6 DMU's estão na condição de aumentar os retornos de escala e 2 na condição de retornos decrescentes em escala. No Tipo C, 30 DMU's estão com retornos constantes de escala e 2 estão reduzindo os retornos de escala.

Nas 32 DMU's referidas como Tipo C (com eficiência técnica menor que 1, Tabela 2), a eficiência da produção ainda pode ser melhorada através da redução dos inputs ou aumento de outputs. Neste trabalho apenas as DMU's do tipo C podem se ajustadas já que as DMU's classificadas nos Tipo A e B possuem as eficiências técnicas iguais a 1, não havendo margem

para manipulação de input com o mesmo nível de output. Sendo um dos principais achados neste trabalho.

Por sua vez, Silva et al. (2017) obtiveram níveis de escores de eficiência técnica e de escala de pequenos produtores de manga através da aplicação do DEA-CCR e o DEA-BCC, ambos orientados a output. Na Tabela 3, a média da eficiência técnica e de escala obtidos por Silva et al. (2017) e da classe de DMU's do tipo C deste trabalho (Tabela 2) tiveram a mesma diferença de pontos percentuais (3,0%), enquanto as médias das eficiências totais foram iguais a 0,59 em ambas.

De acordo com Gomes e Baptista (2004), os valores da eficiência técnica são maiores do que os obtidos na eficiência total e, portanto, se uma DMU é eficiente no método CCR também será eficiente no método BCC. A média de ineficiência total é de 41% (100-59) (Tabela 3), indicando que os produtores de manga ineficientes podem reduzir o uso de inputs nessa mesma porcentagem, mantendo-se o mesmo nível de produção da colheita. Este resultado constitui-se em uma importante contribuição deste trabalho.

Tabela 3: Comparação dos resultados das eficiências de Silva et al. (2017) e da classe de DMU's do tipo C

	Silva et al. (2017)	Tipo C
Média da eficiência técnica	0,63	0,60
Média da eficiência total	0,59	0,59
Média da eficiência de escala	0,94	0,97
Amostra de DMU's eficientes em retorno constante - CCR	0,03	0,39
Amostra de DMU's eficientes em retorno variável - BCC	0,16	0,48

Assim, considerando retornos variáveis (Tabela 3), pode-se perceber que 16,0% dos mangicultores do Projeto Senador Nilo Coelho estavam produzindo em escala ótima de produção e as DMU's do Tipo C estavam produzindo em escala ótima (eficiente) de 48,00%. Esta diferença mostra a eficiência técnica e total da empresa analisada, justificando a sua hegemonia no setor de exportação nacional.

Em relação ao conjunto das 77 DMU's (Tabela 4), os resultados de Silva et al. (2017) apresentam um maior número na escala de produção com retornos crescentes, o que significa que um percentual de 80,80% poderia melhorar sua situação em termos de eficiência, caso houvesse um crescimento na escala de produção. Dentre as 77 DMU's analisadas, a escala de produção mais representativa foi a constante de escala igual a 53,25%, indicando em média

que as DMU's poderiam ter consumido 53,25% a menos de seus inputs e ainda assim não teriam redução nos seus outputs.

Tabela 4: Comparação das DMU's segundo o tipo de retorno

Escala de Produção	Silva et al. (2017)	Conjunto total (77 DMU's)
Retorno crescente de escala (%)	80,80	36,36
Retorno constante de escala (%)	16,50	53,25
Retorno decrescente de escala (%)	2,70	10,39

Nos modelos DEA, as folgas e os valores radiais são as quantidades em excesso e insumos insuficientes, respectivamente (COELLI et al., 2005). A Tabela 5 mostra que os custos dos defensivos e fertilizantes agrícolas forneceram o maior valor de ineficiência (-90,06%) apresentando uma alta variação negativa de folga. Este resultado precisa ser analisado de forma criteriosa pelos tomadores de decisão, como indicado também no estudo de Li et al. (2011) que demonstraram que aplicação eficiente de fertilizantes e defensivos agrícolas é de grande importância para a redução dos custos na agricultura e conservação do meio ambiente.

Tabela 5: Média dos valores radial e folga dos inputs (Tipo C)

	INPUT						
	Custos de Produção total (R\$/ano)	Área plantada (Hectare)	Mão de obra (R\$/kg)	Defensivos e fertilizantes agrícolas (R\$/kg)	Mecanização (R\$/kg)	Energia elétrica (R\$/kg)	Irrigação (R\$/kg)
Média do valor original	486.321,18	12,15	0,53	0,31	0,14	0,05	0,03
Média do radial	268.234,86	6,97	0,30	0,17	0,08	0,03	0,02
Média da folga	59.261,81	3,67	0,08	0,04	0,03	0,02	0,01
Média do valor alvo	208.973,05	3,30	0,22	0,14	0,05	0,01	0,01
Variação do radial (%)	-41,31	-41,31	-41,31	-41,31	-41,31	-41,31	-41,31
Variação da folga (%)	-88,89	-80,14	-85,93	-90,06	-84,34	-72,19	-84,24
Variação do valor alvo (%)	-52,42	-61,17	-55,38	-51,25	-56,97	-69,12	-57,07
Número de fazendas com folga	9	10	8	11	8	5	18

A média do valor original e dos valores radial, folga e alvo também são apresentados na Tabela 5 na qual se verifica que a média radial dos custos de produção em relação a média original corresponde a mais de 55% de ineficiência. Este é um aspecto importante a ser avaliado pelos gestores pois representa R\$ 268.234,86 de custo médio por ano em excesso para empresa. A média do valor alvo é de 43% da média original o que confirma a ineficiência mencionada. Este resultado também representa uma importante contribuição para o apoio à gestão da produção na empresa.

A variação dos valores radiais foi a mesma para os setes inputs (-41,310%), não existindo diferença significativa na relação entre os ajustes radiais. A capacidade de restrição relativa semelhante das entradas pode ser obtida através da contagem do número de DMU's com folga em cada variável, como mostrado na parte inferior da Tabela 5, sendo possível visualizar que a irrigação (água), defensivos e fertilizantes agrícolas apresentaram os maiores valores (18 e 11, respectivamente), ao contrário da mão de obra e mecanização que apresentaram 8 fazendas com folga.

A Tabela 5 também fornece os alvos de cada variável (valor que deve ser alcançado para a DMU se tornar eficiente), por exemplo, os custos de produção total têm um valor alvo médio igual a R\$ 208.973,05 por ano. Quando comparado a média do valor original pode-se ter uma redução de 42,97% nos custos de produção total. E os inputs custo com energia elétrica, área plantada e custo com irrigação apresentaram as maiores reduções (69,12%, 61,17% e 57,17%, respectivamente).

A folga do output mostra a margem que a DMU pode aumentar sua produção através do ajustamento proposto pela DEA. A porcentagem média radial contida na Tabela 6 mostra que nas DMU's classificadas no Tipo C todos os outputs foram nulos. Porém, as porcentagens das folgas são bem significativas e negativas, mostrando o que pode ser confirmado através das médias radial e de folga. Estas médias (radial e folga) demonstram que os três tipos da qualidade de produção geram menos que o desejado conforme a média do valor alvo, com destaque para a produção de 1ª qualidade. Estes resultados são importantes para apoiar a definição de metas de melhorias a serem alcançadas nas próximas safras de produção de manga.

Tabela 6: Média dos valores radial e folga dos Outputs do Tipo C

	OUTPUT			
	Produção 1 ^a Qualidade (t)	Produção 2 ^a Qualidade (t)	Produção 3 ^a Qualidade (t)	Refugo (t)
Média do valor original	83.258,07	12.223,39	5.404,21	7.417,51
Média do radial	83.258,07	12.223,39	5.404,21	7.417,51
Média da folga	2.065,50	1.026,98	608,57	1.333,97
Média do valor alvo	85.323,58	13.250,37	6.012,78	8.751,48
Porcentagem do radial (%)	0,00	0,00	0,00	0,00
Porcentagem da folga (%)	-96,75	-86,90	-59,49	-58,04
Porcentagem do valor alvo (%)	3,25	13,10	40,51	41,96
Número de DMU's com folga	22	17	18	13

A capacidade de restrição relativa semelhante dos outputs pode ser obtida através da contagem do número de DMU's com folga em cada variável, conforme mostrado na Tabela 6. É possível visualizar que as produções de 1^a, 2^a e 3^a qualidade podem ser otimizados em 22, 17 e 18 DMU's, respectivamente, e a quantidade de refugo pode ser otimizada em 13 DMU's. Assim, a análise do índice de produtividade é essencial para reduzir os custos de produção e refugos nos talhões, proporcionando com isso, um aumento na produção de manga de 1^a qualidade que possui um maior valor agregado para exportação. Verifica-se que as médias dos valores originais, radiais e folgas dos outputs foram iguais porque o método clássico utilizado nesse trabalho foi o modelo BCC orientado a input, ou seja, admite que as médias dos valores dos inputs variam e os outputs se mantêm constantes.

4.2. Análise de eficiência e modelo DEA invertido

A eficiência clássica originada a partir da aplicação do DEA BCC – orientando a input (eqs. 5a-9a) mostrou que 45 DMU's do Tipo A e B são eficientes (Tabela 6). O índice apresentado pela fronteira clássica é calculado de forma extremamente benevolente (MELLO et al., 2005), ou seja, a DMU em análise pode ser eficiente em algumas variáveis, apenas nas mais favoráveis o que pode ser considerado uma eficiência otimista. No cálculo da fronteira invertida os inputs e outputs são invertidos, assim, aquela DMU que era ineficiente na

fronteira clássica passa a ser eficiente na fronteira invertida e esta pode ser considerada fronteira ineficiente. A partir disso pode-se observar que dentre as 45 DMU's eficientes de acordo com a fronteira clássica, 26 DMU's (sublinhadas na Tabela 7) foram consideradas falsas eficientes ao aplicar a fronteira invertida, ou seja, essas DMU's gastaram mais inputs e produziram menos mangas como produto final e, desta forma, apresentaram as piores práticas gerenciais de produção. Estas práticas servem como referência para que os gestores de produção de cada fazenda (DMU) analisada revejam suas estratégias de planejamento, programação e controle da produção.

Tabela 7: Eficiências clássica, na fronteira invertida e composta normalizada

DMU	Fronteira clássica (BCC- <i>input</i>)	Fronteira Invertida	Composta Normalizada
DMU_2	1,00	0,93	0,74
<u>DMU_3</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_4</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_6	1,00	0,75	0,87
DMU_7	1,00	0,60	0,97
DMU_9	1,00	0,57	0,99
DMU_11	1,00	0,98	0,71
<u>DMU_14</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,65</u>
<u>DMU_16</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_20	1,00	0,60	0,98
<u>DMU_21</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_23</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_27</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_28</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_30</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_31</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_32	1,00	0,67	0,93
<u>DMU_34</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_35</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_37</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_38</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_39</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_42</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_45</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_46	1,00	0,85	0,80
<u>DMU_48</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_49</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_51</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_53	1,00	0,98	0,71
DMU_54	1,00	0,91	0,76

Passos, F.G. dos; Fontes, C.H.O.; Nascimento, A.N. do.

DMU_55	1,00	0,68	0,92
DMU_58	1,00	0,76	0,86
<u>DMU_60</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_62	1,00	0,56	1,00
<u>DMU_63</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_65</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_67	1,00	0,58	0,98
<u>DMU_68</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_69</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
<u>DMU_70</u>	<u>1,00</u>	<u>1,00</u>	<u>0,70</u>
DMU_72	1,00	0,85	0,80
DMU_74	1,00	0,88	0,78
DMU_75	1,00	0,84	0,81
DMU_76	1,00	0,66	0,93
DMU_77	1,00	0,63	0,95

A eficiência composta normalizada (Eq. 10) é usada para equilibrar e verificar qual a DMU mais eficiente, tanto na fronteira clássica quanto na invertida. O cálculo da eficiência composta permitiu identificar a DMU 62 (em negrito na Tabela 7) como a mais produtiva e cujos valores das eficiências clássica, invertida e composta normalizada são 1, 0,56 e 1, respectivamente. Esta hegemonia pode ser comprovada pela produção de 2017, equivalente a 92.677 toneladas/hectares com destaque para a 1ª qualidade (aproximadamente 71.140,17 toneladas/hectares).

A utilização da fronteira invertida permitiu resolver um dos principais problemas em DEA, qual seja, das DMU's serem consideradas eficientes atribuindo-se peso nulo a vários vetores de desempenho. Dessa forma, todas as variáveis são levadas em conta no índice final, sem a atribuição de nenhum peso subjetivo a qualquer critério (STEFFANELLO et al., 2009).

A aplicação do DEA – BCC orientado a output nos trabalhos de Silva et al., (2017) e Ferreira et al. (2015) identificou a existência de apenas 5 DMU's eficientes, não sendo aplicado a fronteira invertida como sugerido por Steffanello et al. 2009 e Mello et al. 2005. Este trabalho contribuiu ao produzir resultados mais consistentes porque minimizou a distribuição de pesos nulos a vários vetores de desempenho e identificou a DMU 62 como a mais produtiva dentre as DMU's analisadas. Esta DMU representa uma importante referência para os gestores de produção reduzirem os custos das outras fazendas (DMU's).

Tabela 8: Comparação de inputs e outputs das DMU's através da eficiência clássica e eficiência invertida

		Eficiência Clássica			Eficiência Invertida		
		Eficiência Clássica (Tipo A e B)	Ineficiência Clássica (Tipo C)	Variação (%)	Eficiência composta normalizada - DMU 62	Eficiência invertida	Variação (%)
INPUT	Custos de Produção total (R\$)	169.936,58	486.321,20	34,94	236.274,99	302.278,28	78,17
	Área plantada (Hectare)	8,49	12,15	69,86	8,57	7,49	114,35
	Mão de obra (R\$/Kg)	0,54	0,53	102,15	0,38	0,36	104,88
	Defensivos e fertilizantes agrícolas (R\$/Kg)	0,29	0,31	91,96	0,25	0,22	116,65
	Mecanização (R\$/Kg)	0,17	0,14	126,47	0,09	0,09	100,43
	Energia elétrica (R\$/Kg)	0,04	0,05	81,81	0,04	0,03	117,48
	Irrigação (R\$/Kg)	0,02	0,03	82,37	0,00	0,02	15,53
	Produção 1ª Qualidade (t)	70.646,90	83.258,07	84,85	149.562,91	68.659,98	217,83
OUTPUT	Produção 2ª Qualidade (t)	49.098,53	12.223,39	401,68	23.151,26	11.435,30	202,45
	Produção 3ª Qualidade (t)	3.038,82	5.404,21	56,23	6.336,35	5.447,89	116,31
	Refugo (t)	7.411,50	7.417,51	99,92	16.676,98	6.482,59	257,26

Com base nas pontuações de eficiências técnicas fornecidas pela classe das DMU's do Tipo A e B (Tabela 2), quando a eficiência técnica é unitária, podem-se comparar os valores das variáveis input e output das DMU's através da eficiência clássica (eqs. 5a-9a) e eficiência invertida (Eq. 10), como mostrado na Tabela 8. Os valores médios dos custos da produção total das DMU's do Tipo A e B apresentaram valores bem inferiores em relação às DMU's ineficientes do Tipo C para eficiência clássica (R\$ 169.936,58 e R\$ 486.321,18 por ano, respectivamente). Isto representa uma economia em custos de produção de até R\$ 316.384,60 por ano para empresa quando as DMU's eficientes do tipo A e B se tornarem *benchmarks* para as ineficientes. Esta também é uma importante contribuição deste trabalho.

Em relação aos outros inputs das DMU's do Tipo A e B, as variações foram menores quando comparadas com as do Tipo C. A mecanização difere 26,47% entre os dois tipos de

DMU's, sendo maior que a lacuna do input mão de obra que foi de 2,15%. Nos outputs a variável produção 2ª qualidade apresentou um valor maior nas DMU's do Tipo A e B equivalente a 49.098,53 t, em comparação com as DMU's do Tipo C que foi 12.223,39 t. Os demais outputs das DMU's do Tipo A e B apresentaram variações menores do que as do Tipo C.

Foi realizada a análise da fronteira invertida na qual a eficiência técnica foi considerada a composta normalizada (Eq. 10) que resultou na DMU 62 como a única eficiente (Tabela 7). O custo de produção total teve um maior valor nas DMU's consideradas ineficientes ao aplicar a fronteira invertida (R\$ 302.278,28), por sua vez, a DMU eficiente (DMU 62) apresentou um custo menor (R\$ 236.274,99) e os outros inputs apresentaram uma pequena variação entre as DMU's ineficientes e a eficiente, como visualizado na Tabela 8.

Os defensivos e fertilizantes agrícolas diferem 16,65% entre os dois tipos de eficiência, a invertida e composta normalizada, sendo maior que a lacuna do input da área plantada que foi 14,34%. Semelhante aos resultados da folga e análise radial, os custos de defensivos e fertilizantes agrícolas são indicados como os inputs mais redundantes e ineficientes.

Em relação aos outputs, as DMU's com falsas eficiências (eficiência invertida) são bem menores que a DMU 62 que se destacou, principalmente, na produção de 1ª qualidade (149.562,91 t), considerando que esta é a manga com qualidade superior exigida pelas certificações de exportação. O refugo apresentou um valor bem maior na DMU 62 em relação às ineficientes (16.676,98 t), o que representa um diagnóstico importante para que os gestores de produção evitem este tipo de ocorrência em futuras safras de manga.

Fazendo uma comparação entre as DMU's do Tipo (A e B) e a DMU 62 (eficiência composta normalizada) o input custo de produção total teve um valor maior na eficiência composta normalizada do que na eficiência clássica (Tipo A e B), R\$ 236.274,99 e R\$ 169.936,58, respectivamente. O mesmo ocorreu com o output produção 1ª qualidade que foi maior que o dobro (149.562,91t e 70.646,90t, respectivamente). Dessa forma, mesmo a eficiência composta normalizada da DMU 62, com um maior custo de produção resultou numa produção elevada de mangas de 1ª qualidade validando com isso a importância de aplicar a fronteira invertida associada a métodos clássicos que possuem a limitação da distribuição irrealista dos pesos.

Em comparação às DMU's do Tipo C, a DMU 62 apresentou maiores valores para todos os inputs e menores valores para os outputs, o que mostra que a DMU 62 aproveitou o máximo possível dos seus inputs para produção de mangas. A DMU 62 foi considerada a

mais eficiente ao aplicar a eficiência composta normalizada no qual a distribuição de pesos nulos a vários vetores de desempenho foi minimizada, como sugerido por Steffanello et al. 2009 e Mello et al. 2005.

4.3. Benchmarks

A fronteira da eficiência clássica (DEA – BCC orientado a *input*) no ano de 2017 da empresa exportadora de manga gerou 32 DMU's, classificadas como do tipo C (Tabela 2), como ineficientes e que apresentaram eficiência técnica menor que 1. Desta forma, foi necessário realizar a análise de *benchmarks* a partir da fronteira invertida para indicar as principais fazendas ineficientes (Tabelas 9 e 10). Esta análise tem o propósito de melhorar o desempenho das fazendas mais ineficientes e que não apresentaram falsa eficiência segundo a análise da fronteira invertida. De

As informações geradas pelo método DEA clássico (DEA – BCC orientado a *input*) e fronteira invertida orientam o produtor ao que pode ser feito para alcançar a eficiência, ou seja, apresentam o valor atual de cada input e output e os percentuais que devem ser diminuídos ou aumentados para atingir o alvo proposto (situação ideal). Nas Tabelas 9 e 10 são apresentadas as porcentagens de variação entre a situação atual para a ideal necessária para os inputs e outputs, respectivamente, de modo que cada DMU ineficiente possa inverter sua situação e alcançar a fronteira de eficiência. A Tabela 9 apresenta também quais DMU's podem ser *benchmarks* para esse processo de melhoria. Estas unidades são importantes referências para que os gestores das fazendas possam reduzir custos dos inputs e, conseqüentemente, aumentar a produção nas próximas safras.

Tabela 9: Inputs das DMU's ineficientes e % de variação da situação atual para a ideal conforme modelo DEA – BCC orientado a *input*

DMU Ineficiente		Inputs						
		Custos de Produção total (R\$)	Área plantada (Hectare)	Mão de obra (R\$/Kg)	Defensivos e fertilizantes agrícolas (R\$/Kg)	Mecanização (R\$/Kg)	Energia elétrica (R\$/Kg)	Irrigação (R\$/Kg)
DMU 19 (Benchmark DMU 9)	Situação atual	390.149,00	14,18	0,42	0,14	0,15	0,06	0,04
	Situação ideal	151.403,85	3,81	0,19	0,12	0,05	0,01	0,02
	Variação (%)	61%	73%	55%	17%	69%	74%	47%
DMU 13 (Benchmark)	Situação atual	172.701,17	8,03	0,38	0,33	0,08	0,04	0,03
	Situação ideal	135.817,05	4,32	0,30	0,17	0,05	0,02	0,02

DMU 20)	Variação (%)	21%	46%	21%	47%	38%	36%	21%
DMU 58 (Benchmark DMU62)	Situação atual	306.714,05	8,30	0,44	0,23	0,12	0,04	0,00
	Situação ideal	274.844,08	6,80	0,39	0,23	0,09	0,03	0,00
	Variação (%)	10%	18%	11%	0%	24%	36%	0%
DMU 41 (Benchmark DMU 20)	Situação atual	173.853,64	4,07	0,46	0,28	0,11	0,04	0,02
	Situação ideal	147.012,34	3,44	0,29	0,16	0,05	0,02	0,01
	Variação (%)	15%	15%	37%	44%	54%	50%	15%
DMU 8 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	525.186,07	3,44	0,58	0,29	0,15	0,05	0,04
	Situação ideal	283.825,55	2,49	0,24	0,16	0,07	0,01	0,00
	Variação (%)	46%	28%	58%	44%	55%	82%	94%
DMU 24 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	437.037,97	3,02	0,50	0,29	0,10	0,03	0,04
	Situação ideal	235.518,95	2,10	0,22	0,14	0,06	0,01	0,00
	Variação (%)	46%	30%	56%	54%	35%	79%	0%
DMU 43 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	517.079,79	3,25	0,56	0,42	0,12	0,05	0,01
	Situação ideal	256.261,34	1,83	0,19	0,12	0,05	0,01	0,00
	Variação (%)	50%	44%	66%	71%	54%	89%	99%
DMU 53 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	436.142,54	4,18	0,66	0,38	0,18	0,03	0,00
	Situação ideal	247.755,95	4,18	0,42	0,25	0,11	0,02	0,00
	Variação (%)	43%	0%	36%	35%	40%	37%	0%
DMU 57 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	645.098,67	6,85	0,45	0,27	0,14	0,05	0,01
	Situação ideal	269.269,23	2,99	0,26	0,17	0,07	0,01	0,00
	Variação (%)	58%	56%	42%	37%	49%	80%	37%
DMU 59 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	667.826,40	3,04	0,73	0,54	0,19	0,04	0,01
	Situação ideal	239.929,30	1,62	0,17	0,11	0,05	0,00	0,00
	Variação (%)	64%	47%	77%	81%	75%	87%	0%
DMU 65 (Benchmark DMU67)	Situação atual	323.606,96	4,78	0,64	0,26	0,23	0,05	0,00
	Situação ideal	323.606,94	4,78	0,32	0,20	0,09	0,01	0,00
	Variação (%)	0%	0%	50%	22%	61%	78%	0%

A DMU 43 dentre as DMU's analisadas da Tabela 9 foi o que apresentou menor eficiência técnica (56%) e para chegar ao nível de eficiência 100%, mantendo o mesmo nível de produção é sugerido as seguintes reduções: custos de produção total (50%), área plantada (44%), mão de obra (66%), defensivos e fertilizantes agrícolas (71%), mecanização (54%), energia elétrica (89%) e irrigação (89%). Nos estudos de Silva et al. (2017) e Ferreira, et al. (2015) também foram realizadas análises de *benchmarks* e observou-se que os cinco produtores menos eficientes deveriam melhorar a utilização dos inputs (área colhida, mão de obra, capital e insumos) na produção para provocar uma diminuição dos custos.

Com base na *benchmark* DMU 62 (única DMU produtora de manga eficiente de acordo com a eficiência composta normalizada), a DMU 58 apresentou os menores percentuais de reduções para atingir a situação ideal: custos de produção total (10%), área plantada (18%), mão de obra (11%), defensivos e fertilizantes agrícolas (0%), mecanização

(24%), energia elétrica (36%) e irrigação (0%) porque apresentou a maior eficiência composta normalizada (86%) quando comparada às DMU's ineficientes da Tabela 9, resultante da análise da fronteira invertida que comprovou através dessa análise que a DMU 58 é falsa eficiente.

As DMU's 58 e 24 (Tabela 10) apresentaram os maiores índices percentuais sugeridos para redução do output refugo (-228%) e (-165), respectivamente e as DMU's 58 e 59 apresentaram os maiores índices de redução (-66%) e (-307%), respectivamente para a produção de manga de 3ª qualidade que poderia ser destinada para aumentar a produção de manga de 1ª qualidade (t). As DMU's 13, 8, 53, 59 e 65 apresentaram maiores percentagens para aumentar a produção de manga de 1ª qualidade.

Tabela 10: Outputs das DMU's ineficientes e % de variação da situação atual para a ideal conforme modelo DEA – BCC orientado a input

DMU Ineficiente		Outputs			
		Produção 1ª Qualidade (t)	Produção 2ª Qualidade (t)	Produção 3ª Qualidade (t)	Refugo (t)
DMU 19 (Benchmark DMU 9)	Situação atual	95.479,40	9.704,72	2.718,28	8.360,60
	Situação ideal	95.479,40	9.704,72	2.958,17	8.360,60
	Variação (%)	0%	0%	-9%	0%
DMU 13 (Benchmark DMU 20)	Situação atual	95.761,21	15.611,64	5.540,22	12.029,43
	Situação ideal	100.851,39	16.835,01	8.729,87	12.029,43
	Variação (%)	5%	-8%	-58%	0%
DMU 58 (Benchmark DMU62)	Situação atual	137.620,13	20.176,02	3.082,08	4.410,77
	Situação ideal	137.620,13	20.176,02	5.115,41	14.478,61
	Variação (%)	0%	0%	-66%	-228%
DMU 41 (Benchmark DMU 20)	Situação atual	107.038,46	13.279,68	5.809,82	10.848,04
	Situação ideal	107.038,46	15.468,79	7.780,48	10.848,04
	Variação (%)	0%	-16%	-34%	0%
DMU 8 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	82.364,96	10.415,32	4.660,67	9.765,05
	Situação ideal	101.558,57	15.206,77	4.660,67	9.765,05
	Variação (%)	23%	-46%	0%	0%
DMU 24 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	96.357,18	8.451,49	1.424,99	3.487,34
	Situação ideal	96.357,18	14.366,18	1.502,25	9.244,62
	Variação (%)	0%	-70%	-5%	-165%
DMU 43 (Benchmark DMU 67)	Situação atual	83.523,00	10.485,40	1.395,91	6.805,69
	Situação ideal	83.523,00	12.454,68	1.395,91	8.013,95
	Variação (%)	0%	-19%	0%	-18%
DMU 53	Situação atual	75.906,85	11.910,58	2.203,32	12.998,24

Passos, F.G. dos; Fontes, C.H.O.; Nascimento, A.N. do.

<i>(Benchmark DMU 67)</i>	Situação ideal	92.994,88	18.903,82	3.193,93	12.998,24
	Variação (%)	23%	-59%	-45%	0%
DMU 57 <i>(Benchmark DMU 67)</i>	Situação atual	121.202,01	15.403,97	3.159,11	11.066,91
	Situação ideal	121.202,01	16.443,84	3.159,11	11.110,35
	Variação (%)	0%	-7%	0%	0%
DMU 59 <i>(Benchmark DMU 67)</i>	Situação atual	53.228,32	11.088,06	284,68	6.899,94
	Situação ideal	74.370,06	11.088,06	1.159,46	7.135,15
	Variação (%)	40%	0%	-307%	-3%
DMU 65 <i>(Benchmark DMU 67)</i>	Situação atual	73.837,80	15.028,07	2.387,64	8.710,99
	Situação ideal	127.194,46	18.930,80	2.387,64	11.893,75
	Variação (%)	72%	-26%	0%	-37%

Nas Tabelas 9 e 10, observam-se os resultados atingidos dos inputs e outputs das DMU's ineficientes e os valores ideais a serem alcançados. Os alvos comprovam uma das principais contribuições dos modelos DEA propostos nesse trabalho para a agricultura, em especial para as fazendas produtoras de diferentes variedades de mangas, informando ao produtor e aos gestores de produção quais são as fontes de ineficiência e o que deve ser feito para a busca da eficiência (GOMES et al., 2005). Assim, é possível conhecer o input que está mal aplicado e o output que pode ser melhorado, verificando os índices ideais para cada DMU ineficiente para que a mesma possa atingir a eficiência 100%.

5. Considerações Finais

Através do modelo DEA, esse estudo avaliou a eficiência técnica e total de uma empresa exportadora de manga do Vale do São Francisco, no qual foram investigadas as variáveis que afetam eficiência das DMU's através da fronteira invertida. Em seguida, as unidades *benchmarks* foram apresentadas, identificando-se as fazendas com as melhores e piores práticas gerenciais. Foram utilizados o modelo BCC orientado a input para obtenção da eficiência técnica e o modelo CCR orientado a input para obtenção da eficiência total, ambas essenciais para o cálculo da eficiência de escala.

A aplicação do modelo BCC orientado a input e posteriormente o método da fronteira invertida para análise da eficiência das 77 DMU's permitiu identificar que em média essas DMU's poderiam ter consumido 53,25% a menos de seus inputs e ainda assim não teriam redução nos seus outputs. Este é um percentual significativo que, por si só, justifica a aplicação desta abordagem na área agrícola. A agroindústria do Vale do São Francisco (pequena, média ou de grande porte) possui custos elevados em relação aos seus inputs que

precisam ser analisados visando melhorar a eficiência na relação input-output (insumo-produto), principalmente em cenários de redução de demandas, redução de insumos ou na quebra de safra dos concorrentes, por exemplo.

O método clássico do DEA mostrou que 45 DMU's são eficientes. Como não foi possível saber a DMU mais eficiente somente através do cálculo da eficiência clássica, o método da fronteira invertida foi aplicada, verificando-se que 19 DMU's foram consideradas ineficientes. Em seguida calculou-se a eficiência composta, o que permitiu identificar a DMU 62 como a mais produtiva. Este resultado foi validado também pelo analista de controladoria da empresa pesquisada que informou que a mesma produziu 92.677 toneladas/hectares (maior produção de 2017), com destaque para a produção de 1ª qualidade (aproximadamente 71.140,17 toneladas/hectare).

A partir das pontuações de eficiência técnica fornecidas pela DEA e as análises de folga e radial realizadas, pode-se comparar e obter as informações das características gerais das variáveis input e output, tanto para eficiência clássica como para eficiência invertida. O valor do custo de produção total das DMU's eficientes apresentou um valor bem inferior em relação às DMU's ineficientes (R\$ 169.936,58 e R\$ 486.321,18 respectivamente).

O estudo comparativo entre os resultados da análise do DEA clássico e da fronteira invertida foi essencial para selecionar os principais *benchmarks* (DMU 9, DMU 20, DMU 62 e a DMU 67) que servirão como exemplo de gestão a serem seguidas pelas DMU's que apresentaram ineficiência. Isto possibilita novas oportunidades de ampliação de outras janelas de exportação ainda não conquistadas.

As DMU's consideradas *benchmarks* e, principalmente, a DMU 62, considerada como a mais eficiente ao aplicar a eficiência composta normalizada, pode ser analisada com maior profundidade visando solucionar situações relacionadas a DMU's ineficientes. A DMU 58, por exemplo, foi considerada falsa eficiente quando aplicada a fronteira invertida e para se tornar eficiente de acordo com o seu *benchmark* (DMU 62), teria que implementar reduções percentuais nos seus inputs (custos de produção total 10%, área plantada 18%, mão de obra 11%, mecanização 24% e energia elétrica 36%) e nos seus outputs (produção de manga de 3ª qualidade -66% e refugo -228%). Essas reduções são factíveis e a suas implementações precisem ser devidamente planejadas.

A principal contribuição da avaliação técnica e operacional revelada nesse trabalho a partir da utilização da metodologia da DEA associado a fronteira invertida e eficiência composta, foi superar a deficiência da distribuição não realista dos pesos e permitir a identificação dos principais *benchmarks*. Isto oferece condições para a melhoria de

competitividade, sobretudo quando esta é interpretada e aplicada com o acompanhamento do gestor da produção, viabilizando a identificação de novas oportunidades de negócios.

Quando o objetivo é realizar a avaliação de eficiência técnica e operacional no setor agrícola, a metodologia DEA mostra-se adequada. E quando esta metodologia é associada às abordagens de fronteira invertida e eficiência composta, as possibilidades de aumento de produtividade são identificadas e juntamente com as principais fontes de ineficiência (PEREIRA e TAVARES, 2017; SHEN et al., 2016; CAO et al., 2016 e SOARES de MELLO et al., 2008).

6. Referências

ADLER, N.; YAZHEMSK, E. Improving discrimination in data envelopment analysis: PCA-DEA or variable reduction. *European Journal of Operational Research*, v. 202, p. 273–284, 2010.

ALDAMAK, A.; ZOLFAGHARI, S. Review of efficiency ranking methods in data envelopment analysis. *Measurement*. v. 106. p. 161–172, 2017.

ALMEIDA, M. R.; MARIANO, E. B. Avaliação de eficiência dos aeroportos internacionais brasileiros. *Anais do XXVIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção*. Foz do Iguaçu, 2007.

ALRWIS, K. N.; ALDAWDAHI, N.M.; AHAMAD, S.A.B. Estimate the production efficiency of the dairy plants in Saudi Arabia using Data Envelopment Analysis (DEA). *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 11, n.3, Jul/Set, 2015.

ANDERSEN, P.; PETERSEN, N. C. A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management Science*, v. 39, p. 1261–1264, 1993.

ANDRADE, J. E. E. S.; COSTA, P. G. C.; LEITE, A. A. M. Análise da estratégia de operações na produção de manga para exportação. *Revista em Agronegócio e Meio Ambiente*, Maringá (PR), v. 10, Edição Especial, p. 115-136, 2017.

ÂNGULO-MEZA, L.; GONZÁLEZ-ARAYA, M. G.; IRIARTE, A.; REBOLLEDO-LEIVA, R.; MELLO, J. C. S. A multiobjective DEA model to assess the eco-efficiency of agricultural

practices within the CF+DEA method. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 161, p. 151-161, 2019.

ÂNGULO-MEZA, L.; NETO, L. B.; MELLO, J. C. B. S.; GOMES, E. G. ISYDS - Integrated System for Decision Support (SIAD - Sistema Integrado de Apoio à Decisão): a software package for data development analysis model. *Pesquisa Operacional*, v. 25, n. 3, p. 493-503, 2005.

ATICE, K.B.; PODINOVSKI, V.V. Using data envelopment analysis for the assessment of technical efficiency of units with different specialisations: An application to agriculture. *Omega (United Kingdom)*, v. 54, p. 72-83, 2015.

AYDIN, B.; UNAKITAN, G. Efficiency analysis in agricultural enterprises in Turkey: case of Thrace Region. *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 4, n. 2, Abr/Jun. p. 137-160., 2018.

BAGCHI, M.; ZHUANG, L. Analysis of farm household technical efficiency in Chinese litchi farm using bootstrap. *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 12, n.4, Out/Dez, 2016.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W.; SWARTS, J.; THOMAS, D. A. An introduction to data envelopment analysis with some of its models and their uses. *Research in Governmental and Non-Profit Accounting*, v. 5, p. 125-163, 1989.

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, v. 30, n. 9, p. 1078-92, 1984.

BARROS, E. S.; XAVIER, L. F.; FONSECA, H. V. P.; COSTA, E. Eficiência na produção Agrícola do Pólo Petrolina/Juazeiro: Estimativa de Escores e seus Determinantes. In: 50º Congresso da SOBER, 2012, Vitória -ES. *Anais ...2012*.

BERGER, A. N.; HUMPHREY, D. B. Efficiency of Financial Institutions: International Survey and Directions for Future Research. *European Journal of Operational Research*. v. 98. 175-212, 1997.

BŁAŻEJCZYK-MAJKA, L.; KALA, R. On the combined estimation of technical efficiency and its application to agriculture. *Agricultural Economics (Czech Republic)*. v. 61, n. 10, p. 441-449, 2015.

BRANDÃO, L. C.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. Improvements to smooth data envelopment analysis. *RAIRO Recherche Opérationnelle*, v. 51, p.157-171, 2017.

CAKMAKCI, M. Process improvement: Performance analysis of the setup time reduction-SMED in the automobile industry. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 41, p. 168–179, 2009.

CALAFAT, C.; SELVA, M. L.M.; MEDINA, R. P. Analysis of efficiency of pig farms in the Valencian community (Spain). *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 12, n.1, Jan/Mar, 2016.

CAO J.; CHEN, G.; KHOVEYNI, M.; ESLAMI, R; YANG, G.. Specification of a performance indicator using the evidential-reasoning approach. *Knowl-basedSyst.* v. 92, p. 138–50, 2016.

CARVALHO, C. et al. *ANUÁRIO BRASILEIRO DA FRUTICULTURA*. Santa Cruz do Sul: Editora Gazeta, 88p. 2017.

CAVAIGNAC, L.; PETIOT, R. A quarter century of Data Envelopment Analysis applied to the transport sector: A bibliometric analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*: p.84 – 96. 2017.

CEYHAN, V. Production efficiency of turkish beekeepers and its determinants. *Custos e @gronegocio online*, Recife, v. 13, n. 3, Jul/Set. 2017.

CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, v. 2, n. 6, p. 429-44, 1978.

COELLI, T. J.; RAO, D. S. P.; O'DONNELL, C. J.; BATTESE, G.E. *An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis*, Springer Press, New York: p. 161–181, 2005.

COELLI, T.J. Recent developments in frontier modeling and efficiency measurement. *Australian Journal of Agricultural Economics*, v. 39, n. 3, p. 219-245, 1995.

DARAIO, C.; SIMAR, L. *Advanced robust and nonparametric methods in efficiency analysis: Methodology and applications*. New York, Springer, 2007.

DYSON, R. G.; ALLEN, R.; CAMANHO, A. S.; PODINOVSKI, V.V.; SARRICO, C. S.; SHALE, E. A. Pitfalls and protocols in DEA. *European Journal of Operational Research*, v. 132, n. 2, p. 245-259, 2001.

EMROUZNEJAD, A.; YANG, G. A survey and analysis of the first 40 years of scholarly literature in DEA: 1978 e 2016. *Socio-Economic Planning Sciences*. v. 61, n.1, p. 1-5, 2018.

ENTANI, T.; MAEDA, Y.; TANAKA, H. Dual models of interval DEA and its extensions to interval data. *European Journal of Operational Research*, v. 136, p. 32-45, 2002.

FÄRE, R.; GROSSKOPF, S., KNOX LOVELL, C.A.K. *Production Frontiers*. New York, Cambridge University, 1994.

FERREIRA, C. B.; ARAUJO, J. A.; LIMA, J. R. F. Eficiência técnica na produção de manga: um estudo de caso no distrito de irrigação Senador Nilo Coelho em Pernambuco. In: 53º Congresso da Sober, 2015, João Pessoa – PB. *Anais...* 2015.

FERREIRA, C. M. C.; GOMES, A. P. *Introdução à análise envoltória de dados: teoria, modelos e aplicações*. Viçosa – MG, Ed. UFV, 2012.

GASQUES, J. G.; BASTOS, E. T.; BACCHI, M. R. P.; VALDES, C. Produtividade total dos fatores e transformações da agricultura brasileira: análise dos dados do Censos Agropecuários. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA – ANPEC, 38, Salvador, 2010.

GAZOLLA, R.; WANDER, A. E.; OLIVEIRA, M. P. *Eficiência técnica da agricultura brasileira*. Brasília, 2009. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/697480/eficiencia-tecnica-da-agricultura-brasileira> >. Acesso em: maio de 2019.

GHASEMI, M. R.; IGNATIUS, J.; REZAEI, B. Improving discriminating power in data envelopment models based on deviation variables framework. *European Journal of Operational Research*, v. 278, n. 4, p. 42–47, 2019.

GOMES, A. P.; BAPTISTA, A. J. M. dos S. Análise envoltória de dados: conceitos e modelos básicos. *Métodos quantitativos em economia*. Viçosa: UFV, v. 1, p. 121-160, 2004.

GOMES, E. G.; GREGO, C. R.; MELLO, J. C. C. B. S.; VALLADARES, G. S.; MANGABEIRA, J. A. C.; MIRANDA, E. E. Dependência espacial da eficiência do uso da terra em assentamento rural na Amazônia. *Produção*, v. 19, n.2, p. 417-432, 2009.

GOMES, E. G. Uso de modelos DEA em agricultura: Revisão de literatura. *Engevista*, v.10, p. 27-51, 2008.

GONG, B.; SICKLES, R. C. Finite sample on the performance of stochastic frontier and data envelopment analysis using panel data. *Journal of Econometrics*, Amsterdam, v. 51, p. 259-284, 1992.

GONTIJO, T. S.; RODRIGUES, A. C.; MUYLDER, C. F. Incorporating managed preferences in the evaluation of public organizations efficiency: a DEA approach. *Independent Journal of Management & Production*, v. 9, n. 4, p. 1108-1126, 2018.

HAAS, D. J. Productive efficiency of english football teams – a data envelopment analysis approach. *Managerial and Decision Economics*, Chichester, v. 24, p. 403-410, 2003.

HELFAND, S. M.; MOREIRA, A. R. B.; FIGUEIREDO, A. M. R. Explicando as diferenças de pobreza entre produtores agrícolas no Brasil: simulações contrafactuais com o censo agropecuário 1995/96. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, v. 49, n. 2, 2011.

IBGE. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *Levantamento sistemático da produção da produção*. Rio de Janeiro, 2016.

LEE, H. S.; CHU, C.W.; ZHU, J. Super-efficiency DEA in the presence of in- feasibility. *European Journal of Operational Research*, v. 212, p. 141–147, 2011.

LIU, J. S., LU, L.Y.Y.; LU, L. W.; LIN, B. J.Y. A survey of DEA applications. *Omega*, v. 41, p. 893–902, 2013.

LI, D., T. Nanseki; S. Takeuchi. Measurement of agricultural production efficiency and the determinants in China based on a DEA approach: A case study of 99 farms from hebei province. *Journal of the Faculty of Agriculture, Kyushu University*, v. 57, n.1, p. 235-244. 2012.

LI, D.; NANSEKI, T.; SHIGEYOSHI, T. Measurement of corn production efficiency in different counties of Hebei province, China: a model Basead on data envelopment analysis. *Journal of the Faculty of Agriculture, Kyushu University*, v. 56, n.2, p. 409-415, 2011.

LI, X.; ZHANG, Y.; LIANG, L. Measure of agricultural production input/output efficiency and the spatial disparity analysis in China. *Custos e @gronegocio online*, Recife, v. 13, n. 2, p. 408-420. 2017.

LIU, S.; ZHANG, P.; HE, X.; WANG, Z.; TAN, J. Productivity and efficiency change in China's grain production during the new farm subsidies years: Evidence from the rice production. *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v.11, n.4, 2015.

LOTFI, F.H; JAHANSHALOO, G.R.; KHODABAKHSHI, M.; ROSTAMY-MALKHLIFEH, M.; MOGHADDAS, Z.; VAEZ-GHASEMI, M. A Review of Ranking Models in Data Envelopment Analysis. *Journal of Applied Mathematics*. p. 1-20, 2013.

MACEDO, M. A. S.; STEFFANELLO, M.; OLIVEIRA, C. A. Eficiência combinada dos fatores de produção: aplicação de análise envoltória de dados (DEA) à produção leiteira. *Custos e @agronegocio online*, Recife, v. 3. n. 2, p. 59-86, 2007.

MAPA. Ministério da agricultura, pecuária e abastecimento. *Coreia do Sul abre mercado para Brasil exportar manga*. Brasília, 2017. Disponível em: <<http://www.agricultura.gov.br/noticias/coreia-do-sul-abre-mercado-para-brasil-exportar-manga>>. Acesso em: 30 de ago. 2018.

MARIANO, E. B.; SOBREIRO, V. A.; REBELATTO, D. A. N. Human development and data envelopment analysis: a structured literature review. *Omega*, v. 54, 2015.

MARIANO, E. B.; ALMEIDA, M. R.; REBELATTO, D. A. N. Princípios básicos para uma proposta de ensino sobre análise envoltória de dados. *In: COBENGE*, 34. Passo Fundo: Ed. Universidade de Passo Fundo, 2006.

MARQUES, R. C.; SILVA, D. Inferência estatística dos estimadores de eficiência obtidos com a técnica fronteira não paramétrica de DEA: Uma metodologia de *Bootstrap*. *Investigação Operacional*, v.26, n.1, p.89-110, 2006.

MARTTUNEN, M.; LIENERT, J.; BELTON, V. Structuring problems for Multi-Criteria Decision Analysis in practice: A literature review of method combinations. *European Journal of Operational Research*, v. 263, p. 1–17, 2017.

MEDINA-VIRUEL, M. J.; BERNAL-JURADO, E. MOZAS-MORAL, A.; MORAL-PAJARES, E.; FERNÁNDEZ-UCLÉS, D. Efficiency of organic farming companies that operate in an online environment. *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 11, n.14, 2015.

MELLO, J. C. C. B. S.; GOMES, E. G.; NETO, L. B. *Curso de Análise de Envoltória de Dados*. XXXVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, Gramado, 2005.

MELLO, J. C. C. B. S. de; ÂNGULO-MEZA, L.; GOMES, E. G.; SERAPIÃO, B. P.; LINS, M. P. E. Análise de envoltória de dados no estudo da eficiência e dos benchmarks para companhias aéreas brasileiras. *Pesquisa Operacional*, v. 23, n. 2, p. 325-345, 2003.

NASCIMENTO, A. C. C.; LIMA, J. E. de; BRAGA, M. J.; NASCIMENTO, M.; GOMES, A. P. Eficiência técnica da atividade leiteira em Minas Gerais: uma aplicação de regressão quantílica. *Revista Brasileira de Zootecnia*, v. 41(3), p. 783, 2012.

IQBAL, N.; SIAL, M. H. Semi-parametric analysis of agricultural production under dichotomy of inputs. *Agric. Econ. – Czech*, v. 64, p. 378-388, 2018.

OGUNDARI, K.; AMOS, T. T.; OKORUWA, V. O. A Review of Nigerian Agricultural Efficiency Literature, 1999–2011: What Does One Learn from Frontier Studies?. *African Development Review*, v. 24 (1), p. 93-106, 2012.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS PARA A AGRICULTURA E ALIMENTAÇÃO. FAO. FAOSTAT. Divisão de estatística. Disponível em: <<http://faostat3.fao.org/download/Q/QC/E>>. Acesso em: 05 jul. 2017.

PARLAKAY, O.; GÖZENER, B.; SAYILI, M. Production cost and technical efficiency in the enterprises producing sunflower in dry conditions: a case study of Edirne, Turkey. *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 12, n.4, 2016.

PEREIRA, N. A.; TAVARES, M. Eficiência das principais regiões produtoras de cana-de-açúcar por meio da análise envoltório de dados (DEA). *Custos e @gronegocio on line*, Recife, v. 13, p. 37-68, 2017.

PEREIRA, E. R.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B. Smoothed frontier to determine a single set of weights in CCR models. *Production*, v. 25, n. 3, p. 585-597, 2015.

RUBEM, A. P. S.; MELLO, J. C. C. B. S.; MEZA, L. A. A goal programming approach to solve the multiple criteria DEA model. *European Journal of Operational Research*, 260, p. 134–139, 2017.

SABBAG, O.J; COSTA, S. M. A. L. BARROSO, R. M.; ZHANG, Y.; LIANG, L. Eficiência técnica da piscicultura pelo método DEA na região Noroeste Paulista. *Custos e @gronegocio online*, Recife, v. 14, n. 3. 2018.

SAMPAIO, Y.; SAMPAIO, L.; BARROS, E. de S. Ajustes ambientais nos modelos DEA e a agricultura irrigada. *Economia Aplicada*, v. 16, n. 3, p. 381-397, 2012.

SANTOS, V. F. dos; VIEIRA, W. C.; RUFINO, J. L. dos S.; LIMA, J. R. F. Análise da eficiência técnica de talhões de café irrigados e não irrigados em Minas Gerais:2004-2006. *Revista Economia e Sociologia Rural*, v.47, n.3, p. 677-698, 2009.

SENRA, L. F. A. C; NANCI, L. C.; MELLO, J. C. C. B. S.; MEZA, L. A. Estudo sobre métodos de seleção de variáveis em DEA. *Pesquisa Operacional*, Rio de Janeiro, v. 27, n. 2, p. 191-207, 2007.

SHEN, W.; Zhang, D.; LIU, W.; Yang, G. Increasing discrimination of DEA evaluation by utilizing distances to anti-efficient frontiers. *Computers & Operations Research*, v. 75, p. 163-173, 2016.

SILVA, A. F.; MARINS, F. A. S., TAMURA, P. M; DIAS, E. X. Bi-Objective multiple criteria data envelopment analysis combined with the overall equipment effectiveness: An application in an automotive company. *Journal of Cleaner Production*, Amsterdam.157, 278–288, 2017.

SILVA, J. S.; FERREIRA, M. O.; LIMA, J. R. F. Eficiência técnica dos produtores de manga do Vale do São Francisco. *Revista de Economia e Agronegócio*, v. 15, n.1, 2017.

SILVA, G. S; GOMES, E. G. Improving agricultural economic efficiency in Brazil. *International Transactions in Operational Research*. USA. n. 22, pp. 329–337, 2015.

SILVA, J. L.M.; SAMPAIO, Y.S.B. A eficiência técnica dos colonos nos perímetros irrigados em Petrolina, Juazeiro: uma análise de modelos de fronteiras de produção. *Revista Econômica do Nordeste*, v. 33, n. 2, p. 159-179, 2002.

SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; GOMES, E. G.; MEZA, L. A.; LETA, F. R. DEA Advanced Models for Geometric Evaluation of used Lathes. *WSEAS Transactions on Systems*, v. 7, n. 5, p. 500-20, 2008.

SOUZA, C. C.; SILVA, F. A.; DEBOLETO, G. A. G.; CARVALHO, L. M.; NETO, J. F.; FRAINER, D. M.; LEMES, L. H. B. Eficiência técnica de pequenos produtores de soja da região de Dourados (MS). *Revista Espacios*, v. 38, n 26, 2017.

SOUZA, G. S. E.; GOMES, E. G.; GAZZOLA, R. *Eficiência técnica na agricultura brasileira: uma abordagem via fronteira estocástica*. Brasília, 2010. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/866987/eficiencia-tecnica-na-agricultura-brasileira-uma-abordagem-via-fronteira-estocastica>>. Acesso em: maio de 2019.

STEFFANELLO, M.; MACEDO, M. A. S.; ALYRIO, R. D. Eficiência produtiva de unidades agropecuárias: uma aplicação do método não-paramétrico Análise Envoltória de Dados (DEA). *Organizações Rurais & Agroindustriais*, v. 11, n. 1, p. 40-56, 2009.

SUSIN, G.; ANZANELLO, M.J.; KAHMANN, A.; SCHMIDT, L.B. Análise envoltória de dados para aprimorar a sistemática de precificação em um restaurante casual dining. *Revista Gestão Industrial*, v. 17, n. 1, p. 1-21, 2017.

TORESAN, Luiz. *Sustentabilidade e desempenho produtivo na agricultura: uma abordagem Multidimensional Aplicada a Empresas Agrícolas*. Tese (Doutorado) Engenharia da Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1998.

TRIOLA, M. F. *Introdução à estatística: atualização da tecnologia*. Rio de Janeiro, LTC, 2013.

VIDAL, M. F. Comportamento recente da fruticultura na área de atuação do BNB. *Caderno setorial ETENE*, n. 15, 2017.

YAMADA, Y.; MATUI, T.; SUGIYAMA, M. New analysis of efficiency based on DEA. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, v. 37, p. 158-67, 1994.