



**Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Matemática**

Bacharelado em Estatística

**Análise Envoltória de Dados para Cultura
de Citrus no Brasil**

Leonardo de Rezende Costa Nagib

Uberlândia-MG

2022

Leonardo de Rezende Costa Nagib

**Análise Envoltória de Dados para Cultura
de Citrus no Brasil**

Trabalho de conclusão de curso apresentado à Co-
ordenação do Curso de Bacharelado em Estatística
como requisito parcial para obtenção do grau de
Bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Tavares

Uberlândia-MG

2022



**Universidade Federal de Uberlândia
Faculdade de Matemática**

Coordenação do Curso de Bacharelado em Estatística

A banca examinadora, conforme abaixo assinado, certifica a adequação deste trabalho de conclusão de curso para obtenção do grau de Bacharel em Estatística.

Uberlândia, _____ de _____ de 20_____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Marcelo Tavares

Prof. Dr. Lúcio Borges de Araújo

Prof. Dr. Rogério De Melo Costa Pinto

**Uberlândia-MG
2022**

RESUMO

O presente estudo teve por objetivo medir a eficiência das principais regiões produtoras de citrus no Brasil. Para tal, analisou-se safras entre 2011 e 2020 em regiões produtoras dispersas entre os estados de Minas Gerais e São Paulo, especificamente as microregiões de Frutal (MG) e Limeira e Bebedouro (SP), balizando como output a variável produção enquanto como input tem-se os custos variáveis de produção. Para atingir este proposto, aplicou-se a Análise Envoltória de Dados (DEA), como técnica estritamente ligada à mensuração da eficiência. Foram aplicados os modelos CCR e BCC e considerando um nível de significância (α) de 0,05, conclui-se que a região de Bebedouro da safra de 2019 foi a região mais eficiente ao balizar os custos variáveis com a produção realizada.

Palavras-chave: Análise envoltória de dados, custos variáveis de produção, citrus .

ABSTRACT

The present study aimed to measure the efficiency of the main citrus producing regions in Brazil. To this end, harvests between 2011 and 2020 were analyzed in producing regions dispersed between the states of Minas Gerais and São Paulo, specifically the microregions of Frutal (MG) and Limeira and Bebedouro (SP), using the production variable as an output while as an input. there are the variable costs of production. To achieve this proposal, Data Envelopment Analysis (DEA) was applied as a technique strictly linked to the measurement of efficiency. The CCR and BCC models were applied and considering a significance level (α) of 0.05, it is concluded that the Bebedouro region of the 2019 harvest was the most efficient region in determining the variable costs with the production carried out.

Keywords: data envelopment analysis, variable production costs, citrus.

SUMÁRIO

Lista de Tabelas	5
1 Introdução	1
2 Metodologia	3
3 Resultados	8
4 Conclusões	21
Referências Bibliográficas	22

LISTA DE TABELAS

2.1	DMU x Região x Safra.	6
3.1	IPCA acumulado ao longo do ano	8
3.2	Estimativas de correlação de Pearson entre a variável produção e os custos de produção	9
3.3	Análise Descritiva dos Dados	9
3.4	Eficiência Modelo CCR – Orientação Input	11
3.5	Ranking de Eficiência - Modelo CCR - Orientação Input	12
3.6	Benchmarks - Modelo CCR - Orientação Input	13
3.7	Benchmark Ideal - Modelo CCR - Orientação Inputs	14
3.8	DMUs, Atual e Alvos modelo CCR	15
3.9	Eficiência Modelo BCC – Orientação Input	16
3.10	Ranking de Eficiência - Modelo BCC Orientação Input	17
3.11	Benchmarks – Modelo BCC - Orientação Input	18
3.12	Benchmark Ideal - Modelo BCC - Orientação Input	19
3.13	DMUs, Atual e Alvos - modelo BCC	20

1. INTRODUÇÃO

A produção de citrus no Brasil recorre a séculos atrás, mais especificamente no período colonial, quando os portugueses trouxeram a laranja para o Brasil e espalhadas pelo litoral brasileiro, visto a facilidade de adaptação da fruta ao país em função do solo e clima favorável. Com o passar do tempo, a produção foi se desenvolvendo, em especial no centro-sul do Brasil e o país foi ganhando notoriedade na produção da laranja, principalmente após a crise cafeeira de São Paulo, levando além da produção da laranja, o desenvolvimento de derivados como o suco [10]

A citricultura é uma importante cultura para o Brasil, tornando-o um dos países com maior capacidade produtiva do mundo [16]. O Fundecitrus – Fundo de Defesa da Citricultura no Brasil, apresentou em seu relatório de Fevereiro de 2022, que a projeção de hectares produtivos apresenta uma queda de 2,1% frete a safra anterior, com uma queda de aproximadamente 3% no volume de plantas produtoras.

Em linha,[16] revela que o país detém cerca de 34% da produção mundial de laranja, mais de 50% de toda produção global de suco de laranja, o que leva a um market share de 76porcento em escala global. Neves completa apontando que o Brasil se destaca na cadeia citrícola pelo fato de possuir viveiros e mudas certificadas, bem como a produção de sucos cítricos voltados para o mercado interno e externo, como por exemplo, Ásia e União Europeia. Ademais, mesmo com a citricultura brasileira apresentar grande destaque frente ao cenário internacional, os produtores estão expostos a fatores externos (riscos) que podem influenciar nos resultados da produção, nos quais, pode-se destacar os custos de produção.

Em um mercado em que os custos de produção podem estar relacionados com a moeda estrangeira (dólar) e a necessidade de tornar a produção cada vez mais eficiente, [15] reforça que o aumento da eficiência produtiva está ligado diretamente à competitividade do produtor. Nesse sentido, [7] destaca o papel das cooperações agropecuárias de pequenos produtores, capazes de se unirem para equalizar os custos de produção que podem ser dimensionados para todos os cooperados, podendo trazer uma condição mais igualitária de competição por mercado e atendimento ao consumidor final

Dimensionar os custos envolve gerenciar os custos fixos e variáveis. Entende-se por custo fixo, aqueles custos que independem do volume de produção, ou seja, são custos relacionados à estrutura empresarial. Já os custos variáveis são custos que variam proporcionalmente com o nível da atividade produtora, ou seja, são dependentes do volume produzido [13]. De acordo com [1], para minimizar os efeitos dos riscos e dos altos custos de uma produção agrícola, o

produtor deve realizar planejamentos. Particularmente, os custos variáveis são desafiadores para o gerenciamento por parte do produtor, uma vez que, além de dependerem do volume de produção, podem ser afetados por aspectos externos à gestão do produtor rural, como por exemplo as variações climáticas e econômicas. Logo, o gerenciamento eficiente dos custos variáveis, podem impactar diretamente na produtividade rural.

Dentre os custos de produção, destacam-se os custos com insumos, defensivos, combustíveis, mão de obra, armazenagem, máquinas e equipamentos. Reforça-se a grande pressão que a cotação do dólar exerce sob os custos de produção, em especial, nas cadeias ligadas aos defensivos agrícolas e combustível. Em 2021, segundo a ANP (Agência Nacional de Petróleo, Gás e Combustíveis), a gasolina apresentou uma variação de 46% no seu preço final, enquanto o diesel – fortemente utilizado no campo, apresentou variação de 44,6% frente a 2020. Não obstante, o dólar apresentou uma variação de 7,6% em 2021 versus 2020, o que elevou a necessidade de o produtor administrar os custos de produção para equalizar o resultado. Reforça-se que o tema citricultura brasileira é objeto de estudo de outras pesquisas realizadas no país, com foco na importância econômica para o Brasil [11] e [6], qualidade da produção [21] e estudos ecológicos comportamentais [12].

Visto estes pontos, a presente pesquisa tem por objetivo medir a eficiência das principais regiões produtoras de citrus no Brasil. Para tal, analisou-se safras entre 2011 e 2020 em regiões produtoras dispersas entre os estados de Minas Gerais e São Paulo. Para atingir tal objetivo, aplica-se a Análise Envoltória do Dados (DEA), como técnica estatística intimamente ligada a mensuração da eficiência produtiva. Assim, parte-se para uso dos softwares R e SIAD V3, ambos de uso gratuito, com código fonte aberto e disponível para uso.

Ao fim, espera-se que a contribuição dessa pesquisa se dará no preenchimento da lacuna literária quando se busca mensurar a eficiência produtiva de citrus frente aos custos variáveis das regiões produtoras objetos do estudo. Do ponto de vista prático, espera-se que a explanação da produtividade em função dos custos de produção entre as safras nas regiões analisadas, permita o produtor, bem como as cooperativas, a entenderem o quanto os custos de produção – conforme apontados – impactam na eficiência produtiva e possam, a partir dos resultados, definirem políticas que visem a revisão dos custos com foco no aumento da eficiência produtiva.

2. METODOLOGIA

A Análise Envoltória de dados (DEA) é um modelo matemático utilizado para determinar o nível de eficiência produtiva [3] (Almumani, 2013). É integrante do rol das análises multivariadas e tem por objetivo medir a eficiência de produção a partir de diferentes unidades tomadoras de decisão - DMUs [14]. Essa técnica utiliza múltiplos critérios de entrada (inputs) para geração de saídas (outputs) [14]. Ademais, resulta-se na eficiência produtiva o equacionamento da maximização da geração outputs, dado um determinado esforço (inputs), denota-se esse movimento como fronteira produtiva [20] e [5].

Existem dois modelos mais utilizados para execução da DEA, são eles: CCR (Charnes, Cooper e Rhodes; 1978) e BCC [4]. O Modelo CCR criado por Charnes, Cooper e Rhodes (1978) aponta que a eficiência é medida com a existência de proporcionalidade entre inputs e outputs, ou seja, dado uma variação em k unidades nos inputs, os outputs também irão variar em k unidades, tornando o ganho de escala constante [9]. Pode-se estimar o modelo CCR a partir de duas orientações, são elas: orientadas a insumos (inputs) e orientadas a produtos (outputs). Para o CCR orientada a insumos visa-se maximizar os inputs e quando a orientação é para produtos, visa-se maximizar os outputs. Assim, os autores apresentam as equações do CCR para ambas as orientações como sendo:

CCR - Orientação para Insumo

$$Maxp_k = \sum_1^m u_r - y_{rk} \quad (2.1)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \leq 0 \quad (2.2)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (2.3)$$

$$u_r, v_i \geq 0, x, y \quad (2.4)$$

Onde, p_k = eficiência da DMU; x = insumos; y = produtos; u e v = pesos; $r = 1, 2, \dots, m$; $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, N$

CCR - Orientação para Produto

$$Minp_k = \sum_{i=1}^n v_i x_k i \quad (2.5)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_r j - \sum_{i=1}^n v_i x_i j \leq 0 \quad (2.6)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_i k = 1 \quad (2.7)$$

$$u_r, v_i \geq 0, x, y \quad (2.8)$$

Onde, p_k = eficiência da DMU; x = insumos; y = produtos; u e v = pesos; $r = 1, 2, \dots, m$; $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, N$

O Modelo BCC criado por [4] aponta que a eficiência não assume a proporcionalidade dos entre os inputs e outputs, logo, considera os retornos variáveis de escala. Esse modelo também pode ser orientado a insumos e produtos, conforme as equações 3 e 4:

BCC – Orientado para Insumo

$$Maxp_k = \sum_{r=1}^m u_r y_r - u \quad (2.9)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_r - \sum_{i=1}^n v_i x_i j - u \leq 0 \quad (2.10)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_i k = 1 \quad (2.11)$$

$$u_r, v_i \geq 0, x, y \quad (2.12)$$

Onde,

p_k = eficiência da DMU; x = insumos; y = produtos; u e v = pesos; $r = 1, 2, \dots, m$; $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, N$

BCC – Orientado para Produto

$$Minp_k = \sum_{r=1}^m v_i x_k i \quad (2.13)$$

$$\sum_{r=1}^m u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} - v_k \leq 0 \quad (2.14)$$

$$\sum_{i=1}^n v_i x_{ik} = 1 \quad (2.15)$$

$$u_r, v_i \geq 0, x, y \quad (2.16)$$

Em suma, para modelagem da eficiência produtiva via DEA,[17] aponta que é necessário determinar o envelopamento (CCR ou BCC), a medida de eficiência (retornos constantes ou variáveis) e a orientação (insumos ou produtos). O presente estudo trabalha com orientação aos insumos. Para a realização da presente pesquisa e no tocante à obtenção dos dados, utilizou-se o banco de dados disponível no portal da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB). O referido banco aponta que as principais regiões produtoras de citrus no Brasil são os estados de Minas Gerais e São Paulo, sendo para o último estado a quebra nas regiões produtoras de Limeira e Bebedouro. O recorte temporal abarcado no presente estudo compreende as safras entre 2011/2012 a 2019/2020 justificado por ser o período em que os dados desse setor foram disponibilizados de forma pública. A definição das DMUs é feita a partir da região produtora versus a safra analisada, totalizando 29 DMUs. Por meio da Tabela 2.1 temos a relação DMU x Região x Safra.

Tabela 2.1: DMU x Região x Safra.

DMU	Região	Safra
DMU 1	MG	2011
DMU 2	MG	2012
DMU 3	MG	2013
DMU 4	MG	2014
DMU 5	MG	2015
DMU 6	MG	2016
DMU 7	MG	2017
DMU 8	MG	2018
DMU 9	MG	2019
DMU 10	MG	2020
DMU 11	SP- Bebedouro	2011
DMU 12	SP- Bebedouro	2012
DMU 13	SP- Bebedouro	2013
DMU 14	SP- Bebedouro	2014
DMU 15	SP- Bebedouro	2015
DMU 16	SP- Bebedouro	2016
DMU 17	SP- Bebedouro	2017
DMU 18	SP- Bebedouro	2018
DMU 19	SP- Bebedouro	2019
DMU 20	SP- Bebedouro	2020
DMU 21	SP - Limeira	2011
DMU 22	SP - Limeira	2012
DMU 23	SP - Limeira	2013
DMU 24	SP - Limeira	2014
DMU 25	SP - Limeira	2015
DMU 26	SP - Limeira	2016
DMU 27	SP - Limeira	2018
DMU 28	SP - Limeira	2019
DMU 29	SP - Limeira	2020

Fonte: Elaborado pelo autor

A seleção de variáveis é um momento crucial para o sucesso da aplicação da DEA, ou seja, para que os resultados consigam responder ao objetivo proposto pelo estudo (MARTIN, 2006). Para a análise em questão será adotado como variável output a produtividade das regiões analisadas produtoras de citrus mensurada em Kg/ha. Em relação a lista de variáveis relacionadas com a produtividade (inputs), focou-se naquelas que determinam o custo variável de produção, uma vez que a análise objetivada se baseia nesse perfil de custo. Assim, tem-se como variáveis de estudo: custo com máquinas, custo com mão de obra, custo com fertilizantes,

custo com agrotóxicos, custo com transporte, custo com financeiro, custo com depreciação. Como todas as despesas variáveis estão em escalas monetárias (reais) em períodos diferentes (safras), faz-se necessário realizar o ajuste financeiro para uma mesma base monetária. Assim, partiu-se para atualização do Índice de Preços no Consumidor (IPCA) por meio da Equação 5:

$$1 + \left(\prod T_X \right) \quad (2.17)$$

A inclusão de variáveis para desenvolvimento do modelo matemático a partir da DEA, deve compor apenas aquelas variáveis que efetivamente podem impactar na conclusão, ou seja, as variáveis selecionadas já cumprem este papel, uma vez que, não há em sua composição valores que invalidam sua participação na análise. Em sequência, fez-se necessário calcular o coeficiente de correlação de Pearson () entre as variáveis analisadas. Como critério de exclusão, será utilizado a escala de magnitude proposta por Montoneri et al. (2012) na qual coeficientes de correlação < 0.6 são considerados de baixa ou fraca magnitude, portanto não utilizados na estimação do modelo [19].

Ademais, além do cálculo do coeficiente de correlação entre os inputs, realizou-se a determinação do entre as variáveis inputs e a variável output, de forma que a ocorrência da correlação negativa entre a uma variável input com a output, implica na exclusão da variável, uma vez que, conforme aponta Bowlin (1998) não se pode ocorrer incremento no input com decréscimo do output. O próximo passo para determinação das medidas de eficiências é a escolha de um envelopamento (CCR ou BCC). Em linha com o executado por [19], inicialmente foi calculado a eficiência via modelo CCR uma vez que este apresenta maior criticidade às diferenças entre as DMUs, além de ser mais consistente para medir o desempenho [8] e [19].

Após a execução do modelo CCR, realizou-se a modelagem via BCC, uma vez que, conforme apontado por [4] e [19] Santos (2017), a determinação eficiência produtiva é mais bem ajustada a medida que não se tem um modelo com variações proporcionais nos inputs e outputs.

Após a determinação do modelo da análise de eficiência dos scores, criou-se um rank das DMUs mais eficientes. Reforça-se que, conforme apontado na Introdução deste estudo, para execução da DEA foi utilizado o software SIAD por ser uma aplicação livre, ou seja, não será necessário dispêndio financeiro para utilização da ferramenta. Além, o software R [18] foi utilizado para cálculo das análises descritivas e do Coeficiente de Correlação de Pearson.

3. RESULTADOS

Essa seção visa apresentar os resultados acerca da natureza dos dados investigados, os achados acerca da análise envoltória de dados (DEA) bem como a relação destes resultados com a literatura pesquisada. Reforça-se que o objetivo do presente estudo é medir a eficiência das principais regiões produtoras de citrus no Brasil. Para tal, analisou-se safras entre 2011 e 2020 em regiões produtoras dispersas entre os estados de Minas Gerais e São Paulo.

Como este trabalho analisa custos de produção ao longo do tempo, faz-se necessário trazer o valor da série histórica a valor presente. Esta operação é necessária dado a mudança de valor do dinheiro ao longo do tempo. Adotou-se como instrumento de compensação o IPCA (Índice de Preços ao Consumidor Amplo) e funciona como um “termômetro” para a inflação no Brasil. Os valores do IPCA ao longo do tempo são apresentados a partir da Tabela 3.1

Tabela 3.1: IPCA acumulado ao longo do ano

Ano	IPCA (acumulado em 12 meses)
2011	0,0650
2012	0,0584
2013	0,0591
2014	0,0641
2015	0,1067
2016	0,0629
2017	0,0295
2018	0,0375
2019	0,0431
2020	0,0452

Fonte: Elaborado pelo autor

Como primeiro resultado, tem-se a apresentação do nível de associação entre as variáveis input e a variável output. Para tal, baseia-se na proposta de [2] em que se o nível de correlação for menor que 0,6, deve-se optar pela exclusão da variável proposta. A partir da Tabela 3.2, tem-se a correlação das variáveis estudadas versus a produção.

A partir dos resultados expostos por meio da Tabela 3.2 e alinhado com o posicionamento de [2], não há variáveis passíveis para exclusão. Logo, todas as variáveis abarcadas no estudo compõem a análise resultante.

Tabela 3.2: Estimativas de correlação de Pearson entre a variável produção e os custos de produção

Variável	Coefficiente de correlação
custo_maquina	0,751
custo_mao_obra	0,629
custo_fertilizantes	0,603
custo_agrotoxicos	0,864
custo_transportes	0,637
custo_financeiro	0,839
custo_depreciacao	0,631

Fonte: Elaborado pelo autor

Com a definição das variáveis que seguirão no estudo, parte-se para a investigação da natureza dos dados. Assim, tem-se os resultados disponíveis a partir da Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Análise Descritiva dos Dados

Região	Variável	Média	Desvio Padrão	CV
Minas Gerais	Produção	43.835,6	6399,6	14,60%
	Custo com Máquina	2.307,0	898,5	38,95%
	Custo com Mão Obra	3.600,7	391,2	10,87%
	Custo com Fertilizantes	1.897,5	381,7	20,12%
	Custo com Agrotóxicos	2.837,8	628,5	22,15%
	Custo com Transportes	2.163,4	714,9	33,05%
	Custo Financeiro	1.016,4	463,7	45,63%
	Custo com Depreciação	1874,5	526,9	28,11%
São Paulo (Bebedouro)	Produção	37299,3	5636,6	15,11%
	Custo com Máquina	1880,8	283,1	15,05%
	Custo com Mão Obra	3746,8	712,4	19,02%
	Custo com Fertilizantes	1797,4	241,0	13,41%
	Custo com Agrotóxicos	1817,7	649,9	35,75%
	Custo com Transportes	1720,3	393,3	22,87%
	Custo Financeiro	783,5	327,0	41,75%
	Custo com Depreciação	1541,6	457,3	29,67%
São Paulo (Limeira)	Produção	40147,3	979,0	2,44%
	Custo com Máquina	1519,5	318,0	20,93%
	Custo com Mão Obra	4309,2	1093,6	25,38%
	Custo com Fertilizantes	1567,0	235,1	15,01%
	Custo com Agrotóxicos	2606,8	511,2	19,61%
	Custo com Transportes	1996,5	429,2	21,50%
	Custo Financeiro	765,6	351,4	45,90%
	Custo com Depreciação	1731,2	519,8	30,03%

Fonte: Elaborado pelo autor

Por meio da Tabela 3.3 evidencia-se que há uma grande variação na série histórica analisada,

ou seja, o custo de produção ao longo de 2011 até 2020 apresenta uma grande variação, em especial na variável produção (output). Pode-se destacar que o custo financeiro apresenta o maior coeficiente de variação para todas as regiões analisadas, podendo indicar que a variação do custo do dinheiro ao longo do tempo impacta nos resultados. Em diante, tem-se que os custos com depreciação também discorrem em altos coeficientes de variação, e podem indicar maiores variações nos custos com a obsolescência dos ativos ao longo dos anos analisados. Destaca-se que a produção para SP Limeira apresenta a menor variações ($CV = 2,44$ por cento) ao longo do tempo, ou seja, pouca variabilidade dos dados excluindo a influência da ordem de grandeza da variável. Seguindo na análise de resultados, parte-se para elaboração dos princípios envolvendo a análise envoltória de dados, como por exemplo, delimitação das regiões de fronteiras, ranking de eficiência e benchmarks. Inicia-se a apresentação com base nos resultados para o modelo CCR e BCC.

Inicia-se a apresentação dos resultados da análise envoltória de dados pelo modelo CCR com orientação ao input, ou seja, mantém-se o output fixo e segue com a variação dos inputs. Assim busca-se o quanto a produção é eficiente dado os custos variáveis postos. eficiência produtiva é dada pela razão entre o somatório das saídas (output) pelo somatório das entradas (input), como apontada na Metodologia do presente estudo. Logo, tem-se que o resultado máximo da eficiência é 1. Assim, por meio do exposto na Tabela 3.4, tem-se que, pela fronteira padrão (clássica) em que o output é a produção e todos os custos variáveis analisados são os inputs, tem-se que as DMUs 5 e 8 (Minas Gerais safras 2015 e 2018), DMUs 15 e 20 (SP-Bebedouro safras 2015 e 2020) e DMUs 28 e 29 (SP – Limeira safras 2019 e 2020) são eficientes.

Tabela 3.4: Eficiência Modelo CCR – Orientação Input

DMU	Local/Safra	Padrão	Invertida	Composta	Composta*
1	MG – 2011	0,867275	0,946492	0,460391	0,658026
2	MG – 2012	0,649417	0,955704	0,346857	0,495753
3	MG – 2013	0,793003	0,870008	0,461497	0,659607
4	MG – 2014	0,804131	0,833892	0,485120	0,693369
5	MG – 2015	1,000000	0,758381	0,620810	0,887307
6	MG – 2016	0,917123	0,805507	0,555808	0,794402
7	MG – 2017	0,960874	0,726119	0,617378	0,882402
8	MG – 2018	1,000000	0,662035	0,668982	0,956160
9	MG – 2019	0,934867	1,000000	0,467434	0,668091
10	MG – 2020	0,757767	1,000000	0,378883	0,541528
11	Bebedouro - 2011	0,684036	1,000000	0,342018	0,488838
12	Bebedouro – 2012	0,752633	1,000000	0,376316	0,537859
13	Bebedouro – 2013	0,798774	0,765106	0,516834	0,738697
14	Bebedouro – 2014	0,892913	0,757347	0,567783	0,811518
15	Bebedouro – 2015	1,000000	0,665473	0,667264	0,953703
16	Bebedouro – 2016	0,934087	1,000000	0,467043	0,667533
17	Bebedouro – 2017	0,541248	1,000000	0,270624	0,386796
18	Bebedouro – 2018	0,894570	0,641391	0,626590	0,895568
19	Bebedouro – 2019	0,989778	0,590467	0,699656	1,000000
20	Bebedouro – 2020	1,000000	0,772126	0,613937	0,877485
21	Limeira – 2011	0,636065	1,000000	0,318032	0,454555
22	Limeira – 2012	0,690128	0,954967	0,367581	0,525374
23	Limeira – 2013	0,885944	0,849514	0,518215	0,740671
24	Limeira – 2014	0,793655	0,918790	0,437432	0,625211
25	Limeira – 2015	0,902248	0,738363	0,581942	0,831755
26	Limeira – 2016	0,952081	1,000000	0,476040	0,680392
27	Limeira – 2018	0,979883	1,000000	0,489942	0,700261
28	Limeira – 2019	1,000000	0,945590	0,527205	0,753521
29	Limeira - 2020	1,000000	0,940911	0,529545	0,756865

Partindo-se para o conceito da fronteira invertida, temos a inversão das variáveis input e output. Nesta situação, temos que as DMUs eficientes são: DMUs 9 e 10 (Minas Gerais safras 2019 e 2020), DMUs 11, 12, 16 e 17 (SP – Bebedouro safras 2011, 2012, 2016 e 2017) e DMUs 21, 26 e 27 (SP-Limeira safras 2011, 2016 e 2018). O cálculo da fronteira composta é feito pela razão da eficiência da fronteira clássica subtraído do valor da eficiência da fronteira invertida e somado a 1, por 2. Esse resultado serve como parâmetro base para cálculo da fronteira composta*, ao apontar como chave para cálculo a melhor eficiência. No presente estudo, o maior valor da fronteira composta é 0,699656 presente na DMU19, logo este valor é normalizado como melhor

eficiência. Para atingirmos os demais resultados para a fronteira composta* temos a razão entre o valor da eficiência da fronteira composta e o valor normalizado da DMU19 (Limeira Safra 2019).

Um próximo resultado é a apresentação do ranking de eficiência, ou seja, a ordenação das regiões mais eficientes com base no resultado da fronteira composta normalizada. Este resultado é apresentado por meio da Tabela 3.5.

Tabela 3.5: Ranking de Eficiência - Modelo CCR - Orientação Input

Rank	DMU	Local/Safra	Valor
1	19	Limeira- 2019	1,00000
2	8	Minas Gerais – 2018	0,95616
3	15	Bebedouro – 2015	0,953703
4	18	Bebedouro – 2018	0,895568
5	5	Minas Gerais – 2015	0,887307
6	7	Minas Gerais – 2017	0,882402
7	20	Bebedouro – 2020	0,877485
8	25	Limeira – 2015	0,831755
9	14	Limeira – 2014	0,811518
10	6	Minas Gerais – 2016	0,794402
11	29	Limeira – 2020	0,756865
12	28	Limeira – 2019	0,753521
13	23	Limeira – 2013	0,740671
14	13	Bebedouro – 2013	0,738697
15	27	Limeira - 2018	0,700261
16	4	Minas Gerais - 2014	0,693369
17	26	Limeira – 2016	0,680392
18	9	Minas Gerais – 2019	0,668091
19	16	Bebedouro – 2016	0,667533
20	3	Minas Gerais – 2013	0,659607
21	1	Minas Gerais – 2011	0,658026
22	24	Limeira – 2014	0,625211
23	10	Minas Gerais – 2020	0,541528
24	12	Bebedouro – 2012	0,537859
25	22	Limeira – 2012	0,525374
26	2	Minas Gerais 2012	0,495753
27	11	Bebedouro – 2011	0,488838
28	21	Limeira – 2011	0,454555
29	17	Bebedouro - 2017	0,386796

Com base no ranking apresentado por meio da Tabela 3.5, temos que as regiões mais eficientes vide modelo CCR com orientação aos inputs estão concentradas essencialmente na região de São Paulo Bebedouro, uma vez que, das cinco DMUs em destaque, 3 são pertencentes a esta região (posições de rank 1, 3 e 4). Na sequência, tem-se as regiões de Minas Gerais (posições de ranking 2 e 5). As duas DMUs com menor eficiência baseado no modelo CCR são: DMU21 (SP Limeira safra 2011) e DMU 17 (SP Bebedouro – safra 2017).

As regiões menos eficientes, ou seja, cujo valor de resultado foi diferente de 1 pela fronteira

padrão (clássica), podem se tornar eficientes ao se aproximarem das suas referências, para tal, parte-se para análise do benchmark.

Tabela 3.6: Benchmarks - Modelo CCR - Orientação Input

DMU	Local/Safra	DMUs Benchmarks				
		5	8	15	20	28
1	MG – 2011	0,18	-	0,69	-	-
2	MG – 2012	-	0,45	0,11	0,12	-
3	MG – 2013	-	0,35	0,28	0,23	-
4	MG – 2014	-	0,34	0,33	0,19	-
5	MG – 2015	1,00	-	-	-	-
6	MG – 2016	-	0,84	-	0,11	-
7	MG – 2017	-	0,94	-	0,03	-
8	MG – 2018	-	1,00	-	-	-
9	MG – 2019	-	0,03	-	0,74	0,77
10	MG – 2020	-	0,43	-	0,86	-
11	Bebedouro - 2011	-	0,47	-	0,30	-
12	Bebedouro – 2012	-	0,46	-	0,41	-
13	Bebedouro – 2013	-	0,26	0,32	0,28	0,03
14	Bebedouro – 2014	-	0,07	0,51	0,14	0,22
15	Bebedouro – 2015	-	-	1,00	-	-
16	Bebedouro – 2016	-	0,74	-	0,27	-
17	Bebedouro – 2017	-	0,15	0,12	0,38	-
18	Bebedouro – 2018	-	0,24	0,07	0,37	0,07
20	Bebedouro – 2020	-	-	-	1,00	-
21	Limeira – 2011	-	0,46	-	0,25	-
22	Limeira – 2012	-	0,48	-	0,29	-
23	Limeira – 2013	-	0,11	0,46	0,04	0,31
24	Limeira – 2014	-	0,34	0,19	-	0,28
25	Limeira – 2015	-	0,71	-	0,20	0,05
26	Limeira – 2016	-	0,71	-	0,18	-
27	Limeira – 2018	-	0,21	-	-	0,76
28	Limeira – 2019	-	-	-	-	1,00
29	Limeira - 2020	-	-	-	-	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Os valores presentes na Tabela 3.6 são as importâncias (coeficientes) da DMU benchmark para a DMU analisada. Ou seja, multiplica-se o coeficiente expresso coluna da DMU Benchmark pelo valor de cada input atrelada à DMU a ser tratada. Assim, quanto menor o valor do coeficiente a ser multiplicado, mais próximo da eficiência para o Benchmark em questão a DMU

original estará. Nesse sentido, a DMU Benchmark ideal para cada DMU original é apresentada via Tabela 8.

Nos casos apontados via Tabela 3.6 em que o coeficiente para atingir a eficiência é igual a 1, tem-se que a DMU já alcançou a eficiência. Estes casos são expressos, por exemplo, pelas DMU 5 (Minas Gerais safra 2015) e DMU 15 (Bebedouro safra 2015).

Tabela 3.7: Benchmark Ideal - Modelo CCR - Orientação Inputs

DMU	Local/Safra	DMU Benchmark	Local/Safra Benchmark
1	MG – 2011	DMU5	MG – 2015
2	MG – 2012	DMU15	Bebedouro – 2015
3	MG – 2013	DMU20	Bebedouro – 2019
4	MG – 2014	DMU20	Bebedouro – 2020
5	MG – 2015	N.A	N.A
6	MG – 2016	DMU20	Bebedouro – 2020
7	MG – 2017	DMU20	Bebedouro – 2020
8	MG – 2018	N.A	N.A
9	MG – 2019	DMU8	MG – 2018
10	MG – 2020	DMU8	MG – 2018
11	Bebedouro - 2011	DMU20	Bebedouro – 2020
12	Bebedouro – 2012	DMU20	Bebedouro – 2020
13	Bebedouro – 2013	DMU28	Limeira – 2019
14	Bebedouro – 2014	DMU8	MG – 2018
15	Bebedouro – 2015	N.A	N.A
16	Bebedouro – 2016	DMU20	Bebedouro – 2020
17	Bebedouro – 2017	DMU15	Bebedouro – 2015
18	Bebedouro – 2018	DMU28	Limeira – 2019
20	Bebedouro – 2020	N.A	N.A
21	Limeira – 2011	DMU20	Bebedouro – 2020
22	Limeira – 2012	DMU20	Bebedouro – 2020
23	Limeira – 2013	DMU20	Bebedouro – 2020
24	Limeira – 2014	DMU15	Bebedouro – 2015
25	Limeira – 2015	DMU28	Limeira – 2019
26	Limeira – 2016	DMU20	Bebedouro – 2020
27	Limeira – 2018	DMU8	MG – 2018
28	Limeira – 2019	DMU28	Limeira – 2019
29	Limeira - 2020	N.A	N.A

A ponto de facilitar a compreensão do leitor acerca da DMU que se torna referência para a DMU não eficiente alcançar a eficiência, apresenta-se a Tabela 3.7. Pode-se destacar que a DMU 20 (Bebedouro 2020) se tornou parâmetro de referência para 10 DMUs alcançarem a eficiência, ou seja, os inputs da DMU20 multiplicados pelos coeficientes apontados por meio da Tabela 3.6 revelam a eficiência produtiva.

Contudo, os benchmarks apontam qual a DMU referência para que uma determinada DMU alcance a eficiência, mas não revelam o quanto cada input deverá sofrera alterações e qual o valor ideal para que esta eficiência seja alcançada. Assim, parte-se para a apresentação dos Alvos. Os Alvos – ou metas - revelam qual o valor que o input deverá assumir para que a

eficiência produtiva seja atingida. Nesse ponto, pode-se haver variações positivas (incrementos) ou negativas (reduções).

Para tal, por meio da Tabela 3.8, tem-se as metas para que as regiões menos eficientes devam buscar para se tornarem eficientes. Destaca-se que a seleção das 3 regiões menos eficientes foi feita a critério do autor, balizado pela percepção do percentual de redução dos custos variáveis, ou seja, são as regiões que mais se deve realizar ajustes negativos (redução) nos custos variáveis para se alcançar a eficiência produtiva.

Tabela 3.8: DMUs, Atual e Alvos modelo CCR

DMU	Input (custos)	(R\$)	Alvo (R\$)	% Redução
DMU11 Bebedouro 2011	Máquina	1.730,46	1.226,66	-29,11%
	Mão de Obra	3.356,00	1.228,22	-63,40%
	Financeiro	1.633,09	1.633,09	0,00%
	Agrotóxicos	1.681,25	1.633,09	-2,86%
	Transportes	1.100,00	1.076,48	-2,14%
	Financiamentos	826,27	826,27	0,00%
DMU17 Bebedouro 2017	Depreciação	1.298,89	1.298,89	0,00%
	Máquina	1.470,00	1.388,89	-5,52%
	Mão de Obra	2.660,00	2.248,16	-15,48%
	Financeiro	1.380,38	1.380,38	0,00%
	Agrotóxicos	1.037,67	512,99	-50,56%
	Transportes	1.428,00	1.379,93	-3,37%
DMU21 Limeira 2011	Financiamentos	476,73	476,73	0,00%
	Depreciação	1.183,54	1.183,54	0,00%
	Máquina	1.553,95	1.017,21	-34,54%
	Mão de Obra	3.105,00	3.105,00	0,00%
	Financeiro	1.469,80	1.438,54	-2,13%
	Agrotóxicos	1.820,40	1.486,08	-18,37%
DMU21 Limeira 2011	Transportes	1.200,00	509,59	-57,53%
	Financiamentos	796,74	796,74	0,00%
	Depreciação	1.281,28	1.276,30	-0,4%

Pela Tabela 3.8, tem-se que o percentual de redução se faz maior a medida que o custo variável realizado se torna distante do alvo. Destaca-se, neste resultado que, para a região de Bebedouro safra 2011, apenas os custos financeiros e com financiamentos não necessitam de redução. Comportamento similar foi observado para a mesma região na safra de 2017, com adição dos custos com depreciação que também não necessitam de ajustes frente ao alvo. Para a região de Limeira safra 2011 observa-se que o custo variável real e alvo são iguais quando se analisa o comportamento dos custos com financiamento e financeiro. Por outro lado, os custos com transportes apresentam indicação de maior redução (57,5 por cento) para atingimento do alvo (região de Limeira safra 2011). Para a região de Bebedouro safra 2017 o custo com maior potencial de queda é o custo com agrotóxico (50,6 por cento) e, por fim, para região de Bebedouro safra 2011, a queda mais expressiva se dá nos custos com transportes, estimando uma redução de 84,6 por cento para atingimento do alvo. Com a definição da eficiência do modelo CCR com

orientação aos inputs apresentada e com a DMU19 (SP – Bebedouro safra 2019) sendo a mais eficiente dentre as estudadas, parte-se para a análise envoltória de dados balizado pelo modelo BCC, no qual se tem os retornos em escalas variáveis.

booktabs

Tabela 3.9: Eficiência Modelo BCC – Orientação Input

DMU	Local/Safra	Padrão	Invertida	Composta	Composta*
1	MG – 2011	0,887557	0,962206	0,462676	0,699468
2	MG – 2012	0,809014	0,980643	0,414186	0,626161
3	MG – 2013	0,837909	0,941624	0,448143	0,677497
4	MG – 2014	0,849461	0,922331	0,463565	0,700813
5	MG – 2015	1,000000	0,872497	0,563752	0,852273
6	MG – 2016	0,937652	0,900411	0,518621	0,784045
7	MG – 2017	0,970472	0,853005	0,558733	0,844687
8	MG – 2018	1,000000	0,796952	0,601524	0,909377
9	MG – 2019	1,000000	1,000000	0,500000	0,755894
10	MG – 2020	1,000000	1,000000	0,500000	0,755894
11	Bebedouro - 2011	0,775062	1,000000	0,387531	0,585865
12	Bebedouro – 2012	0,776560	1,000000	0,388280	0,586997
13	Bebedouro – 2013	0,828790	0,886487	0,471152	0,712282
14	Bebedouro – 2014	0,902476	0,894993	0,503741	0,761551
15	Bebedouro – 2015	1,000000	0,820363	0,589819	0,891681
16	Bebedouro – 2016	0,938045	1,000000	0,469023	0,709063
17	Bebedouro – 2017	0,713995	1,000000	0,356998	0,539705
18	Bebedouro – 2018	1,000000	0,679189	0,660406	0,998394
19	Bebedouro – 2019	1,000000	0,677064	0,661468	1,000000
20	Bebedouro – 2020	1,000000	1,000000	0,500000	0,755894
21	Limeira – 2011	0,769721	1,000000	0,384860	0,581828
22	Limeira – 2012	0,796387	1,000000	0,398194	0,601985
23	Limeira – 2013	0,901280	0,887314	0,506983	0,766451
24	Limeira – 2014	0,852334	0,958431	0,446951	0,675696
25	Limeira – 2015	0,916129	0,860461	0,527834	0,797974
26	Limeira – 2016	0,955218	1,000000	0,477609	0,722044
27	Limeira – 2018	0,988524	1,000000	0,494262	0,747220
28	Limeira – 2019	1,000000	1,000000	0,500000	0,755894
29	Limeira - 2020	1,000000	1,000000	0,500000	0,755894

De forma análoga a análise CCR, a visão BCC aponta que as regiões eficientes são representadas pelo valor igual a 1, sendo qualquer resultado diferente deste, um apontamento de ineficiência.

Pelo modelo padrão – com orientação ao output - tem-se que as DMUS eficientes são as DMUs 5, 8, 9 e 10 (Minas Gerais safras 2015, 2018, 2019 e 2020), DMUs 15, 18, 19, 20 (SP – Bebedouro safras 2015, 2018, 2019 e 2020) e DMUs 28 e 29 por SP Limeira pelas safras 2019 e 2020. Partindo-se para o conceito da fronteira invertida, temos a inversão das variáveis input e output. Nesta situação, temos que as DMUs eficientes são: DMUs 9 e 10 (Minas Gerais safras 2019 e 2020), DMUs 11, 12, 16 e 17 e 20 (SP- Bebedouro safras 2011, 2012, 2016, 2017 e 2020)

e DMUs 21, 22, 26, 27, 28 e 29 (SP-Limeira safras 2011, 2012, 2016, 2018, 2019 e 2020).

Voltando-se para a fronteira composta, tem-se que a região mais eficiente é a DMU19 (Bebedouro safra 2019) com 0,661468 como valor de eficiência, sendo este resultado válido para calcular a composta normalizada, quando este valor vira denominador para a razão entre a composta de cada DMU. Assim, tem-se que pelo modelo BCC a região mais eficiente é a DMU19 (Bebedouro safra 2019).

Seguindo, na análise da eficiência via modelo BCC tem-se a apresentação do ranking de eficiência, também balizado pela fronteira composta normalizada como apresentado na Tabela 6. Este resultado é apresentado por meio da Tabela 3.10.

booktabs

Tabela 3.10: Ranking de Eficiência - Modelo BCC Orientação Input

Rank	DMU	Local/Safra	Valor
1	19	Bebedouro - 2019	1,000000
2	18	Bebedouro - 2018	0,998394
3	8	Minas Gerais - 2018	0,909377
4	15	Bebedouro - 2015	0,891681
5	5	Minas Gerais - 2015	0,852273
6	7	Minas Gerais - 2017	0,844687
7	25	Limeira - 2015	0,797974
8	6	Minas Gerais - 2016	0,784045
9	23	Limeira - 2013	0,766451
10	14	Bebedouro - 2014	0,761551
11	9	Minas Gerais - 2019	0,755894
12	10	Minas Gerais - 2020	0,755894
13	20	Bebedouro - 2020	0,755894
14	28	Limeira - 2019	0,755894
15	29	Limeira - 2020	0,755894
16	27	Limeira - 2018	0,74722
17	26	Limeira - 2016	0,722044
18	13	Bebedouro - 2013	0,712282
19	16	Bebedouro - 2016	0,709063
20	4	Minas Gerais - 2014	0,700813
21	1	Minas Gerais - 2011	0,699468
22	3	Minas Gerais - 2013	0,677497
23	24	Limeira - 2014	0,675696
24	2	Minas Gerais - 2012	0,626161
25	22	Limeira - 2012	0,601985
26	12	Bebedouro - 2012	0,586997
27	11	Bebedouro - 2011	0,585865
28	21	Limeira - 2011	0,581828
29	17	Bebedouro - 2017	0,539705

O modelo BCC com orientação ao output apontou que as cinco DMUs mais eficientes estão presente em Minas Gerais e SP-Bebedouro. Contudo, tem-se que a região de São Paulo Bebedouro, apresenta 60 por cento das top 5 regiões mais eficientes – vide a presença das DMU

19 (Bebedouro safra 2019), DMU 18 (Bebedouro safra 2018) e DMU15 (Bebedouro safra 2015), enquanto a região de Minas Gerais é representada pelas DMUs 8 e 5, respectivamente ligadas às safras 2018 e 2015.

De forma análoga ao modelo CCR, pode-se buscar a eficiência das regiões menos eficientes pela fronteira padrão (clássica) - cujo valor de eficiência é menor que 1. Para tal, deve-se utilizar os valores os valores de importância (Tabela 3.11) como cálculo do valor de referência para tornar a DMU eficiente.

Tabela 3.11: Benchmarks – Modelo BCC - Orientação Input

DMU	Local/Safra	DMUs Benchmarks									
		5	8	9	10	15	18	19	20	28	29
1	MG – 2011	-	-	-	-	0,61	-	0,10	0,29	-	-
2	MG – 2012	-	0,33	-	-	-	-	0,54	0,13	-	-
3	MG – 2013	-	0,33	-	-	0,10	-	0,46	0,11	-	-
4	MG – 2014	-	0,32	-	-	0,15	-	0,46	0,06	-	-
5	MG – 2015	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-
6	MG – 2016	-	0,78	-	-	-	0,19	-	0,03	-	-
7	MG – 2017	-	0,90	-	-	-	-	0,00	0,10	-	-
8	MG – 2018	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-
9	MG – 2019	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-	-
10	MG – 2020	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-	-
11	Bebedouro - 2011	-	0,21	-	-	-	-	0,79	-	-	-
12	Bebedouro – 2012	-	0,22	-	-	-	-	0,78	-	-	-
13	Bebedouro – 2013	-	0,15	-	-	0,25	-	0,50	0,10	-	-
14	Bebedouro – 2014	-	-	-	-	0,60	-	0,06	0,27	0,08	-
15	Bebedouro – 2015	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-	-
16	Bebedouro – 2016	-	0,74	-	-	-	-	-	0,21	-	0,05
17	Bebedouro – 2017	-	-	-	-	-	-	0,66	0,34	-	-
18	Bebedouro – 2018	-	-	-	-	-	1,00	-	-	-	-
20	Bebedouro – 2020	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-	-
21	Limeira – 2011	-	0,19	-	-	-	-	0,78	0,03	-	-
22	Limeira – 2012	-	0,29	-	-	-	-	0,56	0,15	-	-
23	Limeira – 2013	-	-	-	-	0,59	-	0,09	0,24	0,08	-
24	Limeira – 2014	-	0,36	-	-	0,13	-	0,13	0,39	-	-
25	Limeira – 2015	-	0,71	-	-	-	-	0,02	0,27	-	-
26	Limeira – 2016	-	0,71	-	-	-	-	-	0,13	-	0,16
27	Limeira – 2018	-	0,21	-	-	-	-	-	0,09	0,71	-
28	Limeira – 2019	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00	-
29	Limeira - 2020	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1,00

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os resultados presentes na Tabela 3.11 revelam o quanto do input da DMU de referência, a DMU original precisa compor para revelar sua eficiência produtiva. Neste ponto, tem-se que, de forma análoga ao modelo CCR, as DMUs com valores de importância (coeficientes) iguais a 1 expressam que a DMU já se encontra eficiente. Nesse sentido, tem-se as DMUs 5 (Minas Gerais safra 2015) e DMU18 (Bebedouro safra 2018) já estão eficientes.

Visando facilitar a compreensão do leitor no tocante qual DMU é a mais ideal para eficiência produtiva, discorre-se a Tabela 3.12.

Tabela 3.12: Benchmark Ideal - Modelo BCC - Orientação Input

DMU	Local/Safra- DMU	DMU Ideal	Local/Safra – DMU Ideal
1	MG – 2011	DMU19	Bebedouro - 2019
2	MG – 2012	DMU20	Bebedouro - 2019
3	MG – 2013	DMU20	Bebedouro - 2019
4	MG – 2014	DMU20	Bebedouro - 2019
5	MG – 2015	N.A	N.A
6	MG – 2016	DMU20	Bebedouro - 2019
7	MG – 2017	DMU19	Bebedouro - 2019
8	MG – 2018	N.A	N.A
9	MG – 2019	N.A	N.A
10	MG – 2020	N.A	N.A
11	Bebedouro - 2011	DMU8	Minas Gerais - 2018
12	Bebedouro – 2012	DMU8	Minas Gerais - 2018
13	Bebedouro – 2013	DMU20	Bebedouro - 2019
14	Bebedouro – 2014	DMU28	Limeira - 2019
15	Bebedouro – 2015	N.A	N.A
16	Bebedouro – 2016	DMU29	Limeira - 2020
17	Bebedouro – 2017	DMU20	Bebedouro - 2019
18	Bebedouro – 2018	N.A	N.A
20	Bebedouro – 2020	N.A	N.A
21	Limeira – 2011	DMU 20	Bebedouro - 2019
22	Limeira – 2012	DMU20	Bebedouro - 2019
23	Limeira – 2013	DMU28	Limeira - 2019
24	Limeira – 2014	DMU28	Limeira - 2019
25	Limeira – 2015	DMU19	Bebedouro - 2019
26	Limeira – 2016	DMU20	Bebedouro - 2019
27	Limeira – 2018	DMU20	Bebedouro - 2019
28	Limeira – 2019	N.A	N.A
29	Limeira - 2020	N.A	N.A

Para o modelo ajustado com base no BCC, tem-se que a DMU19 (Bebedouro safra 2019)

desponta como a DMU de referência para 13 DMUs não eficientes alcançarem a eficiência.

Por fim, pode-se apresentar para o modelo BCC – de forma análoga ao CCR – os alvos para os inputs das regiões menos eficientes. Decidiu-se a critério do autor, explorar os alvos e o potencial de redução para as 3 regiões menos eficientes, visto que, por sua característica em comum no tocante a eficiência produtiva, apresentam maiores percentuais de redução para o atingimento da eficiência. Assim, apresenta-se esse resultado por meio da Tabela 14.

Tabela 3.13: DMUs, Atual e Alvos - modelo BCC

DMU	Input (custos)	Atual (R\$)	Alvo (R\$)	% Redução
DMU11 Bebedouro 2011	Máquina	1.730	1.177,79	-31,92%
	Mão de Obra	3.356,00	3.327,61	-0,85%
	Financeiro	1.633,09	1.366,03	-16,35%
	Agrotóxicos	1.681,25	1.507,57	-10,33%
	Transportes	1.100,00	1.031,43	-6,23%
	Financiamentos	826,27	826,27	0,00%
DMU17 Bebedouro 2017	Depreciação	1.298,89	1.050,95	-19,09%
	Máquina	1.470	966,27	-34,27%
	Mão de Obra	2.660,00	1.457,70	-45,20%
	Financeiro	1.380,38	833,6	-39,61%
	Agrotóxicos	1.037,67	603,47	-41,84%
	Transportes	1.428,00	1.428,00	0,00%
DMU21 Limeira 2011	Financiamentos	476,73	476,73	0,00%
	Depreciação	1.183,54	879,53	-25,69%
	Máquina	1.553,95	851,94	-45,18%
	Mão de Obra	3.105,00	2.788,81	-10,18%
	Financeiro	1.469,80	1.037,79	-29,39%
	Agrotóxicos	1.820,40	1.820,40	0,00%
DMU21 Limeira 2011	Transportes	1.200,00	148,8	-87,60%
	Financiamentos	796,74	796,74	0,00%
	Depreciação	1.281,28	1.021,30	-20,29%

Este resultado expressa o quanto cada custo variável deveria reduzir para que houvesse a eficiência produtiva baseada nos inputs para a produção fixa. Nesse sentido, destaca-se que as despesas com financiamento não precisam sofrer variações para que a eficiência seja atingida, contudo, tem-se expressivas quedas nos custos com máquinas nos custos com depreciação e custo financeiro.

4. CONCLUSÕES

A produção de Citrus no Brasil é uma atividade em pleno crescimento, com aumento na produtividade nos últimos 10 anos, conforme apontado na pesquisa. Sua importância se instala e estende no campo social e econômico pelas principais regiões produtoras no Brasil, ao qual se destacam Minas Gerais (Frutal) e interior de São Paulo com as microrregiões de São Paulo e Bebedouro.

A análise envoltória dos dados parte como instrumento de análise voltado para o campo da eficiência, aplicando-se como uma técnica presente no mapeamento da produção agrícola, industrial e gestão de processos industriais. Nesse sentido, o presente estudo teve por objetivo medir a eficiência das principais regiões produtoras de citrus no Brasil – Minas Gerais e São Paulo. Assim, aplicou-se a técnica com orientação aos inputs, ou seja, aos custos variáveis.

Os resultados apontaram que pelo modelo CCR – cuja variações entre inputs e output gerando um ganho de escala constante, a região da DMU19 da região de SP Bebedouro na safra de 2019 se tornou a mais eficiente. Pelo modelo BCC – cuja eficiência não assume a proporcionalidade dos entre os inputs e outputs e considera os retornos variáveis de escala – também apontou que a região mais eficiente compreende a DMU19 de SP Bebedouro na safra de 2019. Do ponto de vista acadêmico o presente estudo contribui para a literatura, uma vez que oferta ao arcabouço literário mais uma aplicação da análise envoltória de dados com foco no agronegócio brasileiro. Do ponto de vista prático, tem-se a possibilidade de colaborar com produtores da cultura alvo do estudo com a otimização da produção frente os custos variáveis.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Abastecimento, C.N. de: *Custos de Produção de Culturas Permanentes Citrus.*, 2019. <https://www.conab.gov.br/info-agro/custos-de-producao/planilhas-de-custo-de-producao/item/1972-serie-historica-custos-citrus-2011-2018>, acessado em 10/02/2022.
- [2] al, M.B. et: *Application of data envelopment analysis on the indicators contributing to learning and teaching performance.* Teaching and Teacher Education, 28(1):382–395, 2012.
- [3] ALMUMANI, M. A.: *The Relative Efficiency of Saudi Banks: Data Envelopment Analysis Models.* International Journal of Academic Research in Accounting , Finance and Management Sciences, 3(3):152–161, 2013. <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.677.387&rep=rep1&type=pdf>.
- [4] BANKER, R. D.; CHARNES, A. C. W. W.: *Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis.* Management Science, 30(9):1078–1094, 1984. <https://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.30.9.1078>.
- [5] CARLUCCI, F. V.: *Aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliação do impacto das variáveis tamanho e localização na eficiência operacional de usinas de cana-de-açúcar na produção de açúcar e etanol no Brasil.* Dissertação (Mestrado), 2012.
- [6] COSTA, G.V, e. a.: *Impacto econômico do Huanglongbing na produção de laranja.* Revista Brasileira de Fruticultura, 43(1), 2021. <https://doi.org/10.1590/0100-29452021472>.
- [7] FERREIRA, M. D.: *Determinação em tempo real da magnitude de danos físicos por impacto em linhas de beneficiamento e em condições de laboratório e seus efeitos na qualidade de tomate.* Engenharia Agrícola, 29(12):630–641, 2009. <https://doi.org/10.1590/S0100-69162009000400013>.
- [8] GOLANY, B.; ROLL, Y.: *An application procedure for DEA.* Omega, 29(12):630–641, 2009. <https://doi.org/10.1590/S0100-69162009000400013>.
- [9] KASSAI, S.: *Utilização da análise por envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis.* Omega, 350(1), 2002.
- [10] KIRINUS, M. B. M.: *An application procedure for DEA.* Acta Scientiarum, 40(214):214, 2018. <https://doi.org/10.4025/actasciagron.v40i1.39465>.

- [11] LOPES, J.: *Importância econômica do citros no Brasil*. Revista Científica Eletrônica de Agronomia, 20(1), 2011. <https://ilsabrazil.com.br/producao-brasileira-de-citros/>.
- [12] MACHADO, L. A.: *Estudos ecológicos e comportamentais de *Migdolus fryanus* (Westwood, 1863)(Coleoptera: Vesperidae), em cultura de cana-de-açúcar, em quatro municípios do estado de São Paulo*. Arquivos do Instituto Biológico, 73:227–233, 2022.
- [13] MARTINS, E. e. a.: *Contabilidade de custos*. Atlas, 1ª ed., 2003.
- [14] MEZA, L. e. a.: *Integrated System for Decision Support (SIAD – Sistema Integrado de Apoio à Decisão): a software package for data envelopment analysis model*. Pesquisa Operacional, 25(3):493–503, 2005. <https://www.scielo.br/j/pope/a/ZMsS7jdb7r9SxBhFxmNjKR/?lang=en>.
- [15] MILOCA, L. M.; SAURIN, G. S. J. A. R.: *O Processo de Coordenação de Cadeias Agroalimentares: Uma análise da Cadeia Produtiva da Mandioca no Paraná*. Associação Brasileira dos Produtores de Amido de Mandioca, 2005.
- [16] NEVES, M. F.: *O Retrato da Citricultura Brasileira*. Markestrat, 1ª ed., 2010.
- [17] PARADI, J. C.; REHM, S. S. C.: *Performance analysis for engineering design teams at bell Canada using DEA*. . Center for management of technology and entrepreneurship, 1998.
- [18] R Core Team: *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2021. <https://www.R-project.org/>.
- [19] SANTOS, I. O.: *Avaliação da eficiência na produção de arroz no Brasil: uma aplicação da Análise Envoltória de Dados*. Dissertação (Mestrado), 2017.
- [20] SENGUPTA, J.: *Dynamic and stochastic efficiency analysis: economics of data envelopment analysis*. World Scientific, 1ª ed., 2000.
- [21] SILVA, J.: *Doses de ácido giberélico na produção e qualidade de laranja Natal no estado de São Paulo, Brasil*. Revista de Ciências Agrárias, 44(4):302–310, 2021.