Anais do Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO) da EEL-USP
IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

ANÁLISE DE EFICIÊNCIA DA PRODUÇÃO DE SOJA NO BRASIL: UMA APLICAÇÃO DA ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS (DEA) EM DIFERENTES REGIÕES PRODUTORAS

EFFICIENCY ANALYSIS OF SOYBEAN PRODUCTION IN BRAZIL: AN APPLICATION OF DATA ENVELOPMENT ANALYSIS (DEA) IN DIFFERENT PRODUCING REGIONS

ANÁLISIS DE LA EFICIENCIA DE LA PRODUCCIÓN DE SOJA EN BRASIL: UNA APLICACIÓN DEL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS (DEA) EN DIFERENTES REGIONES PRODUCTORAS

Gênesis de Brito Pessoa
Universidade Federal do Vale do São Francisco – UNIVASF
(genesis.pessoa@discente.univasf.edu.br)
Elizomar Vilemar de Sousa
Universidade Federal do Vale do São Francisco – UNIVASF
(elizomar.sousa@discente.univasf.edu.br)
José Gabriel de Souza Silva
Universidade Federal do Vale do São Francisco – UNIVASF
(josegabriel.silva@discente.univasf.edu.br)
Fabiana Gomes dos Passos
Universidade Federal do Vale do São Francisco – UNIVASF
(fabiana.passos@univasf.edu.br)

Anais do **Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO)** da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

Resumo

O presente trabalho teve como objetivo avaliar a eficiência técnica das principais regiões brasileiras produtoras de soja, por meio da aplicação do modelo DEA-BCC orientado a *output*, associado ao infinitesimal não arquimediano (ε = 0,155610255) e à fronteira invertida. Foram considerados três inputs área cultivada, custo operacional total e estoque de capital e três outputs produtividade, margem líquida e lucratividade. As análises foram realizadas no Microsoft Excel, com apoio de programação em VBA para automatização do Solver. Inicialmente, obteve-se a eficiência padrão (otimista) e, posteriormente, aplicou-se o modelo da fronteira invertida (pessimista) para refinar o ranqueamento das DMUs. Em seguida, os resultados foram normalizados, integrando ambas as perspectivas em um único indicador composto. Os resultados mostraram que a região Chapadão do Sul (MS) apresentou a maior eficiência composta (100%), enquanto Cachoeira do Sul (RS) obteve o menor desempenho (6%), indicando maior potencial de melhoria. O uso combinado da fronteira otimista, da fronteira invertida e da normalização mostrou-se eficaz para aumentar o poder discriminatório do DEA, permitindo uma análise mais equilibrada e precisa do desempenho produtivo regional.

Palavras-chave: DEA-BCC, fronteira invertida, eficiência técnica, soja, análise de desempenho.

Anais do **Simpósio Acadêmico de Engenharia de Produção (SAEPRO)** da EEL-USP

IX SAEPRO – 25 e 26 de novembro de 2025

Abstract

This study aimed to evaluate the technical and economic efficiency of the main soybean-producing regions in Brazil through the application of the output-oriented DEA-BCC model, associated with the non-Archimedean infinitesimal (ε = 0,155610255) and the inverted frontier. Three inputs were considered cultivated area, total operating cost, and capital stock and three outputs productivity, net margin, and profitability. The analyses were performed in Microsoft Excel using VBA programming to automate the Solver. Initially, the standard (optimistic) efficiency was obtained, and subsequently, the inverted (pessimistic) frontier model was applied to refine the ranking of the DMUs. Then, the results were normalized by integrating both perspectives into a single composite indicator. The findings showed that the Chapadão do Sul (MS) region achieved the highest composite efficiency (100%), while Cachoeira do Sul (RS) obtained the lowest performance (6%), indicating a greater potential for improvement. The combined use of the optimistic and inverted frontiers, along with normalization, proved effective in increasing the discriminatory power of DEA, allowing for a more balanced and accurate analysis of regional productive performance.

Keywords: DEA-BCC, inverted frontier, technical efficiency, soybean, performance analysis.

Resumen

El presente estudio tuvo como objetivo evaluar la eficiencia técnica y económica de las principales regiones productoras de soja en Brasil, mediante la aplicación del modelo DEA-BCC orientado al *output*, asociado al infinitesimal no arquimediano (ε = 0,155610255) y a la frontera invertida. Se consideraron tres *inputs* área cultivada, costo operativo total y capital invertido y tres *outputs* productividad, margen neto y rentabilidad. Los análisis se realizaron en Microsoft Excel con apoyo de programación en VBA para automatizar el Solver. Inicialmente, se obtuvo la eficiencia estándar (optimista) y, posteriormente, se aplicó el modelo de frontera invertida (pesimista) para refinar la clasificación de las DMUs. Luego, los resultados se normalizaron, integrando ambas perspectivas en un único indicador compuesto. Los resultados mostraron que la región Chapadão do Sul (MS) presentó la mayor eficiencia compuesta (100%), mientras que Cachoeira do Sul (RS) obtuvo el menor desempeño (6%), indicando un mayor potencial de mejora. El uso combinado de la frontera optimista, la frontera invertida y la normalización resultó eficaz para aumentar el poder discriminatorio del DEA, permitiendo un análisis más equilibrado y preciso del desempeño productivo regional.

Palabras clave: DEA-BCC, frontera invertida, eficiencia técnica, soja, análisis de desempeño.

1. INTRODUÇÃO

A soja (Glycine max) consolidou-se como um dos eixos estruturantes do agronegócio brasileiro, com efeitos diretos sobre a balança comercial, a difusão tecnológica e o desenvolvimento regional. Estudos de referência da Embrapa evidenciam que a trajetória recente da cultura no Brasil combinou expansão territorial, ganhos expressivos de produtividade e crescente integração a cadeias globais, tornando-se vetor de modernização no meio rural (HIRAKURI, 2014; GAZZONI, 2013). Esse dinamismo sustenta a liderança do país no mercado internacional, resultado de vantagens competitivas associadas à base tecnológica, à escala produtiva e à capacidade de adaptação a distintos ambientes edafoclimáticos (COÊLHO, 2021; CONAB, 2025).

Do ponto de vista analítico, a heterogeneidade observada entre regiões produtoras — em termos de dotação de fatores, organização da produção e condições agroambientais — torna a eficiência produtiva um critério central para avaliar desempenho e orientar decisões de investimento. Em mercados competitivos, não basta expandir área ou elevar produto físico; é necessário transformar insumos em resultados de forma tecnicamente eficiente e economicamente racional, sob restrições de custo, risco e sustentabilidade (GAZZONI, 2013; HIRAKURI, 2014).

A Análise Envoltória de Dados (DEA) se destaca, nesse contexto, como instrumento adequado para comparar desempenhos relativos entre unidades produtivas, ao permitir mensurar a eficiência técnica considerando múltiplos insumos e produtos de maneira simultânea. A literatura nacional em economia e gestão agropecuária tem empregado a DEA para identificar fronteiras de melhor prática, estimar folgas e potenciais de melhoria, além de derivar benchmarks úteis à gestão e à formulação de políticas (GOMES; MANGABEIRA; MELLO, 2005; GOMES, 2008). Diferentemente de abordagens paramétricas, a DEA oferece uma avaliação empírica da eficiência que respeita a diversidade estrutural do setor, sendo particularmente pertinente quando a tecnologia de produção é complexa e pouco conhecida a priori.

À luz dessas evidências, este artigo tem por objetivo avaliar a eficiência técnica de diferentes regiões produtoras de soja no Brasil por meio da DEA, oferecendo diagnósticos comparativos que apoiem decisões de investimento e estratégias de aprimoramento operacional. Ao identificar unidades de referência e estimar oportunidades de ganho, o estudo contribui para o uso mais eficiente de recursos (terra, capital e tecnologia), com implicações para competitividade, lucratividade e sustentabilidade da cadeia. A ênfase está na aplicação empírica e na utilidade gerencial dos resultados, sem prejuízo da precisão metodológica requerida pela literatura especializada (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978; COELLI; PRASADA RAO; BATTESE, 2005).

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 A Análise Envoltória de Dados (DEA)

A Análise Envoltória de Dados (DEA – Data Envelopment Analysis) constitui uma metodologia não paramétrica baseada em programação linear, amplamente utilizada para mensurar a eficiência relativa de unidades produtivas, denominadas Unidades Tomadoras de Decisão (Decision Making Units – DMUs), que transformam múltiplos insumos (inputs) em múltiplos produtos (outputs) (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978; COELLI et al., 2005). Diferentemente de abordagens paramétricas, a DEA dispensa a especificação funcional prévia da tecnologia produtiva, construindo a fronteira de eficiência com base nas melhores práticas observadas, o que permite projetar unidades ineficientes e identificar alvos de melhoria (KASSAI, 2002; COOPER; SEIFORD; TONE, 2007).

O objetivo central da DEA é determinar uma fronteira de eficiência empírica formada pelas DMUs de melhor desempenho. As unidades localizadas sobre essa fronteira são consideradas eficientes, apresentando escore de eficiência igual a 1, enquanto aquelas situadas abaixo da fronteira são ineficientes, com escore inferior a 1. Para essas últimas, a metodologia identifica benchmarks unidades eficientes que servem

de referência e quantifica o potencial de melhoria necessário para alcançar a eficiência (COOPER; SEIFORD; TONE, 2007).

No contexto agrícola, a DEA se mostra especialmente adequada devido à heterogeneidade existente em insumos, tecnologias e escalas operacionais, permitindo a avaliação comparativa da eficiência de diferentes regiões ou produtores (GOMES; MANGABEIRA; MELLO, 2005). Aplicada à produção de soja no Brasil, a metodologia possibilita analisar variáveis como área plantada, uso de insumos, produtividade e tecnologia empregada, identificando regiões mais eficientes e aquelas com maior potencial de aprimoramento (TOMA, 2015; STREIMIKIS; SARAJI, 2022).

2.2 Modelos CCR e BCC: retornos à escala

Os dois modelos clássicos da DEA são: (i) o modelo CCR, que assume retornos constantes de escala (Constant Returns to Scale – CRS), e (ii) o modelo BCC, que permite retornos variáveis de escala (Variable Returns to Scale – VRS) (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984). O modelo BCC é especialmente relevante em contextos agrícolas, onde regiões distintas operam em diferentes escalas de produção, permitindo decompor a eficiência técnica pura da eficiência de escala (GOMES; MANGABEIRA; MELLO, 2005).

2.3 Orientação output

A análise DEA (Data Envelopment Analysis) pode ser realizada com orientação para inputs ou outputs, dependendo do objetivo da avaliação de eficiência. A orientação para outputs, por exemplo, busca maximizar a produção mantido o mesmo nível de insumos, sendo adequada para avaliar o desempenho produtivo em contextos como a agricultura, onde se deseja identificar o potencial de aumento da produção a partir dos recursos disponíveis (CASADO, 2009).

O modelo BCC, proposto por Banker, Charnes e Cooper (1984) e também conhecido como VRS (Variable Return to Scale), considera retornos variáveis de escala, diferentemente do modelo CCR, que assume retornos constantes. Essa característica implica que não há proporcionalidade garantida entre inputs e outputs (ANGULO-MEZA et al., 2005). Segundo Jaenicke (2000), a abordagem BCC forma um envelope convexo que abrange os pontos de eficiência de maneira mais precisa que o envelope cônico do modelo CCR, resultando em scores de eficiência técnica iguais ou superiores aos obtidos

pelo modelo CCR.

Além disso, o modelo BCC permite a projeção de cada DMU ineficiente sobre a superfície de fronteira determinada pelas DMUs eficientes, oferecendo tanto orientação para inputs quanto para outputs, conforme as formulações matemáticas apresentadas a seguir por Kassai (2002).

$$Max = \sum_{r=1}^{m} u_r y_{rk} - u$$

Sujeito a:

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

$$\sum_{i=1}^{n} v_i x_{ik} = 1$$

$$u_r, v_i \geq 0 \ \forall x, y$$

$$u \in \mathcal{R}$$

Onde: y: produtos; x: insumos; u, v: pesos; r = 1,...,m; i = 1,...,n; j = 1,...,N.

Logo, nos modelos BCC orientados a output a formulação maximiza os outputs gerados pelos inputs. (ADLER; FRIEDMAN; SINUANY-STERN, 2002)

2.4 Fronteira Invertida

O principal desafio dos modelos clássicos da Análise Envoltória de Dados (DEA) reside na sua capacidade de discriminação, visto que frequentemente resultam em um grande número de Unidades de Tomada de Decisão (DMUs) classificadas como 100% eficientes (escores unitários), impedindo um ranqueamento completo (SHEN etal., 2021). Para superar essa limitação, a literatura em DEA desenvolveu o conceito de Fronteira Invertida ou Fronteira Anti Eficiente.

A Fronteira Invertida é determinada a partir dos Modelos DEA Invertidos (Inverted DEA), que operam sob uma perspectiva de pessimismo, contrastando com o otimismo do DEA tradicional (YAMADA et al., 1994). Enquanto o DEA clássico busca maximizar a eficiência para identificar a fronteira de "melhor prática", o DEA Invertido inverte os papéis dos inputs e outputs para determinar a fronteira de "pior prática". Essa fronteira anti-eficiente serve como o antípoda teórico da fronteira eficiente.

A contribuição metodológica da Fronteira Invertida reside na sua utilização como um segundo ponto de referência na avaliação de desempenho (SHEN et al., 2021). Uma DMU é considerada superior não apenas por estar próxima da fronteira eficiente, mas também por estar distante da fronteira anti-eficiente. Ao combinar as distâncias a ambas as fronteiras, é possível integrar toda a informação contida no conjunto de dados, resultando em indicadores de desempenho capazes de aumentar significativamente o poder de discriminação do DEA e produzir ranqueamentos mais robustos e consistentes.

3. MÉTODO

A metodologia deste estudo baseou-se na aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA), especificamente do modelo DEA-BCC orientado a output, desenvolvido por Banker, Charnes e Cooper (1984). Esse modelo foi escolhido por permitir retornos variáveis de escala, o que o torna mais adequado para analisar unidades produtivas que operam em diferentes níveis de eficiência e tamanho, como é o caso das regiões produtoras de soja analisadas neste trabalho. O DEA-BCC possibilita identificar a eficiência relativa de cada unidade de decisão (DMU), comparando seus resultados em relação a uma fronteira eficiente construída a partir dos melhores desempenhos observados.

3.1. Definição das variáveis

As unidades de decisão (DMUs) analisadas correspondem às principais regiões brasileiras produtoras de soja. Para a modelagem, foram definidos três inputs e três outputs, de forma a representar adequadamente o processo produtivo e seus resultados. Os inputs considerados foram: a área cultivada (ha), que expressa a extensão de terra destinada à produção; o Custo Operacional Total (COT), expresso em porcentagem da receita; e o estoque de capital (R$/ha), utilizado como indicador de investimento por hectare. Já os outputs selecionados foram: a produtividade (kg/ha), a margem líquida (R$/área) e a lucratividade (%), os quais refletem o desempenho econômico e produtivo obtido a partir do uso dos recursos. Essa configuração de variáveis foi escolhida por permitir a avaliação conjunta da eficiência técnica e econômica das regiões analisadas, capturando a capacidade de cada uma em transformar seus insumos em resultados produtivos e rentáveis.

Os dados primários para a construção dessas variáveis e a composição das 23 DMUs

foram extraídos do Ebook Campo Futuro - Soja, uma publicação técnica da Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil e do Serviço Nacional de Aprendizagem Rural (CNA; SENAR, 2022). Esta fonte fornece informações detalhadas de custos de produção, produtividade e rentabilidade, garantindo a base empírica necessária para a aplicação do modelo DEA-BCC.

A Tabela 01 apresenta a legenda das 23 regiões (DMUs) analisadas, identificando a localização e o respectivo estado de cada unidade produtiva considerada na modelagem DEA-BCC.

Tabela 01 - Legenda das DMUs

Sigla DMU	Descrição da Região / Polo Produtor	Estado
LEM	Luís Eduardo Magalhães	BA
CRS	Cristalina	GO
RVD	Rio Verde	GO
BLS	Balsas	MA
CFL	Campos Gerais de Lavras	MG
CHS	Chapadão do Sul	MS
MJU	Maracaju	MS
CNP	Campo Novo do Parecis	MT
PVL	Primavera do Leste	MT
QRC	Querência	MT
SNP	Sorriso / Sinop	MT
SRS	São Raimundo das Serras	MT
PGM	Paragominas	PA
URU	Uruçuí	PI
CST	Cascavel / Toledo	PR
GPVA	Guarapuava	PR
LDN	Londrina	PR
BGE	Bagé	RS
CMQ	Cruz Alta / Carazinho / Marau	RS
CRZ	Cruz Alta	RS
CALTA	Cachoeira do Sul / Alta Floresta RS	RS
CNV	Concórdia / Nova Veneza	SC
XNX	Xanxerê	SC

Fonte: Autores

3.2 Aplicação do modelo DEA-BCC

A modelagem foi executada no Microsoft Excel, com apoio de macros em VBA (Visual Basic for Applications) para automatização das iterações do Solver. O modelo foi estruturado de forma que cada DMU fosse avaliada individualmente em um loop automatizado, garantindo a padronização do cálculo das eficiências.

O DEA-BCC orientado a output foi escolhido por ter como objetivo maximizar os

resultados (outputs) mantidos os mesmos níveis de insumos (inputs). Assim, o modelo buscou identificar quais DMUs conseguem gerar maior retorno produtivo e econômico a partir dos recursos disponíveis. Uma variável C_0, conhecida como fator de escala, foi incluída na função objetivo e nas restrições, permitindo a variação de retornos de escala crescentes, constantes ou decrescentes conforme previsto no modelo BCC (ANGULO-MEZA et al., 2005).

3.3 O Cálculo do Infinitesimal Não Arquimediano (ε)

Um dos desafios inerentes aos modelos clássicos de Análise Envoltória de Dados (DEA) reside no seu poder de discriminação, frequentemente resultando em múltiplas Unidades Tomadoras de Decisão (DMUs) classificadas como 100% eficientes. O outro desafio está associado a distribuição de pesos de entrada e saída irrealistas. Tal cenário impede um ranqueamento detalhado e justo entre elas, limitando a capacidade de identificar as melhores práticas no caso estudado (PASSOS et al., 2020).

Para mitigar essa limitação, a presente pesquisa adotou uma abordagem para a determinação do infinitesimal não arquimediano (ε), conforme proposto por Amin & Toloo (2007). O valor resultante dessa otimização foi de ε = 0,155610255. Este valor foi subsequentemente incorporado ao modelo DEA-BCC principal como uma restrição. Ao forçar o Solver a atribuir uma importância mínima de, pelo menos, 0,155610255 a cada input e output, garantiu-se uma análise mais equilibrada e robusta, resultando em um poder de discriminação significativamente maior entre as DMUs avaliadas.

3.4 Fronteira invertida (modelo pessimista)

Após a obtenção das eficiências pelo modelo DEA-BCC convencional (também chamado de fronteira otimista), aplicou-se o procedimento da fronteira invertida (pessimista). Nesse método, os papéis de inputs e outputs são invertidos e os outputs passam a ser tratados como inputs e vice-versa. Esse processo permite avaliar o desempenho das unidades sob a ótica contrária, identificando o quão distante cada DMU se encontra da fronteira de pior desempenho (YAMADA et al., 1994 e ENTANI et al., 2002.

Essa abordagem é especialmente útil quando há muitas DMUs com eficiência igual a 1 (100%), pois a fronteira invertida contribui para o ranqueamento das unidades eficientes, permitindo diferenciar aquelas que apresentam melhor desempenho entre as mais produtivas. O cálculo das eficiências na fronteira invertida foi conduzido com os mesmos parâmetros do modelo otimista, modificando apenas a função objetivo e as variáveis de

decisão no Solver e no código VBA.

3.5 Etapa de normalização e cálculo do ranking

Por fim, de acordo com Soares de Mello et al., (2008) foi realizada a normalização dos resultados, integrando as duas perspectivas otimista e pessimista em um único indicador composto. O procedimento de normalização seguiu a expressão:

$$Normalização = \frac{(Eficiência\ Otimista - Eficiência\ Pessimista) + 1}{2}$$

Em seguida, os valores obtidos foram divididos pelo maior resultado da amostra, de modo a ajustar todos os escores para uma escala de 0% a 100%. Esse processo garantiu a comparabilidade entre as DMUs e gerou o ranking final de eficiência composta, permitindo uma avaliação mais equilibrada e justa das regiões analisadas.

4. RESULTADOS

O modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA) BCC orientado a output foi aplicado com o uso do infinitesimal não arquimediano (ε = 0,155610255) para avaliar a eficiência relativa das 23 DMUs, que representam as principais regiões produtoras de soja. O objetivo foi analisar o quanto cada região consegue transformar seus recursos produtivos em resultados econômicos e de produtividade.

Foram considerados como inputs a área cultivada (ha), o custo operacional total (% da receita) e o capital estabelecido (R$/ha). Como outputs, utilizaram-se a produtividade, a margem líquida (R$/área) e a lucratividade como mostrado na (Tabela 2). Esses indicadores permitem compreender tanto a eficiência produtiva quanto a eficiência econômica de cada região.

Tabela 2: Tabela com dados brutos

	Inputs			Outputs		
Região (DMU)	Área (ha)	COT (% da Receita)	Est. Capital (R$/ha)	Produtividade	ML (R$/área) (Lucro liquido)	Lucratividade
LEM (BA)	3240	49	62284	65	5426	51
CRS (GO)	358	51	46854	58	4724	49
RVD (GO)	1350	47	119388	72	6148	53
BLS (MA)	1615	52	73748	57	4722	48
CFL (MG)	435	54	41439	58	4425	46
CHS (MS)	100	38	67925	70	7329	62
MJU (MS)	776	56	94025	48	3330	44
CNP (MT)	2400	44	110750	63	5414	56
PVL (MT)	1425	56	115267	58	4007	44
QRC (MT)	800	49	82876	65	4745	51
SNP (MT)	950	58	97312	62	3930	42
SRS (MT)	840	63	108045	57	3131	37
PGM (PA)	536	56	31174	55	4183	44
URU (PI)	3563	66	52519	60	3183	34
CST (PR)	180	47	90923	70	6665	53
GPVA (PR)	235	48	199553	64	6341	52
LDN (PR)	138	48	90306	56	5157	52
BGE (RS)	240	58	46413	35	2740	42
CMQ (RS)	53	72	39072	52	2678	28
CRZ (RS)	184	75	122928	37	1563	25
CALTA (RS)	300	99	119764	23	41	1
CNV (SC)	203	67	152723	45	2678	33
XNX (SC)	108	59	152597	55	3511	41

Fonte : Autores

Com base nos dados brutos apresentados na Tabela 2, realizou-se o processo de normalização das variáveis de entrada e saída para eliminar diferenças de escala e garantir a comparabilidade entre as regiões analisadas. Essa etapa permitiu que todas as variáveis contribuíssem de forma equilibrada no cálculo da eficiência. Em seguida, aplicou-se o modelo DEA-BCC orientado a output, incorporando o infinitesimal não arquimediano ($\varepsilon = 0{,}155610255$) e considerando as fronteiras otimista e invertida. Na Tabela 3, a coluna "Eficiência Padrão" representa os resultados obtidos pelo modelo DEA-BCC com a inclusão do infinitesimal não arquimediano.

Tabela 3: Eficiências Padrão (Modelo DEA BCC Otimista)

Região (DMU)	Área (ha)	COT (% da Receita)	Est. Capital (R$/ha)	Produtividade	ML (R$/área) (Lucro liquido)	Lucratividade	Eficiencia Padrão
LEM (BA)	0,909346057	0,494949495	0,312117583	0,902777778	0,740346568	0,822580645	75%
CRS (GO)	0,100477126	0,515151515	0,234794766	0,805555556	0,644562696	0,790322581	95%
RVD (GO)	0,37889419	0,474747475	0,598277149	1	0,838859326	0,85483871	100%
BLS (MA)	0,453269717	0,525252525	0,36956598	0,791666667	0,644289808	0,774193548	67%
CFL (MG)	0,122088128	0,545454545	0,207659118	0,805555556	0,603765862	0,741935484	95%
CHS (MS)	0,028066236	0,383838384	0,340385762	0,972222222	1	1	100%
MJU (MS)	0,217793994	0,565656566	0,471178083	0,666666667	0,454359394	0,709677419	51%
CNP (MT)	0,673589672	0,444444444	0,554990404	0,875	0,738709237	0,903225806	69%
PVL (MT)	0,399943868	0,565656566	0,577625994	0,805555556	0,54673216	0,709677419	49%
QRC (MT)	0,224529891	0,494949495	0,415308214	0,902777778	0,647428026	0,822580645	69%
SNP (MT)	0,266629245	0,585858586	0,487649898	0,861111111	0,536225952	0,677419355	52%
SRS (MT)	0,235756385	0,636363636	0,541435107	0,791666667	0,427206986	0,596774194	42%
PGM (PA)	0,150435027	0,565656566	0,15621915	0,763888889	0,57074635	0,709677419	100%
URU (PI)	1	0,666666667	0,263183214	0,833333333	0,434302088	0,548387097	62%
CST (PR)	0,050519225	0,474747475	0,455633341	0,972222222	0,90940101	0,85483871	77%
GPVA (PR)	0,065955655	0,484848485	1	0,888888889	0,865193069	0,838709677	66%
LDN (PR)	0,038731406	0,484848485	0,45254143	0,777777778	0,703643062	0,838709677	69%
BGE (RS)	0,067358967	0,585858586	0,232584827	0,486111111	0,373857279	0,677419355	88%
CMQ (RS)	0,014875105	0,727272727	0,195797608	0,722222222	0,365397735	0,451612903	100%
CRZ (RS)	0,051641875	0,757575758	0,616016798	0,513888889	0,213262382	0,403225806	26%
CALTA (RS)	0,084198709	1	0,600161361	0,319444444	0,005594215	0,016129032	12%
CNV (SC)	0,05697446	0,676767677	0,765325502	0,625	0,365397735	0,532258065	33%
XNX (SC)	0,030311535	0,595959596	0,764694091	0,763888889	0,479055806	0,661290323	65%

Fonte: Autores

Os resultados obtidos mostraram que algumas DMUs alcançaram eficiência máxima (100%), indicando melhor aproveitamento dos recursos disponíveis. Entre elas destacam-se Rio Verde (GO), Chapadão do Sul (MS), Paragominas (PA) e Cruz Alta (RS), que se posicionaram na fronteira de eficiência e, portanto, servem como referência para as demais regiões analisadas. Essas unidades demonstram equilíbrio entre o uso dos insumos e os resultados obtidos em termos de produtividade e rentabilidade.

Por outro lado, algumas regiões apresentaram eficiências menores, evidenciando maior distância em relação à fronteira eficiente. Entre as que obtiveram os menores escores estão Cachoeira do Sul (RS), Campos Novos (SC) e Carazinho (RS). Esses resultados indicam que há potencial de melhoria no uso dos recursos produtivos ou no aumento dos outputs, como produtividade e lucro líquido, para que essas regiões possam se aproximar das mais eficientes.

Além do modelo padrão, foi aplicada a fronteira invertida, com o objetivo de verificar a estabilidade e a consistência dos resultados. Nessa inversão, a análise passa a considerar as piores práticas observadas, e os valores de eficiência se invertem: as unidades que antes eram eficientes tendem a ter desempenho reduzido, enquanto as menos eficientes apresentam valores próximos de 100%, como mostra a (Tabela 4).

Tabela 4: Eficiências Invertidas (Modelo DEA BCC Pessimista)

Região (DMU)	Efiencia Padrão	Eficiencia Invertida
CHS (MS)	100%	8%
CRS (GO)	95%	19%
PGM (PA)	100%	26%
CFL (MG)	95%	22%
CMQ (RS)	100%	27%
CST (PR)	77%	13%
LDN (PR)	69%	21%
BGE (RS)	88%	43%
RVD (GO)	100%	55%
QRC (MT)	69%	28%
BLS (MA)	67%	51%
SNP (MT)	52%	37%
MJU (MS)	51%	44%
SRS (MT)	42%	41%
XNX (SC)	65%	69%
LEM (BA)	75%	80%
PVL (MT)	49%	72%
CNP (MT)	69%	100%
CRZ (RS)	26%	58%
GPVA (PR)	66%	100%
URU (PI)	62%	100%
CNV (SC)	33%	93%
CALTA (RS)	12%	100%

Fonte: Autores

Na sequência, foi realizada a normalização dos resultados, integrando as duas perspectivas de eficiência padrão (otimista) e invertida (pessimista) em um único indicador composto. Essa etapa permitiu ajustar os valores de eficiência para uma escala comum entre 0% e 100%, possibilitando uma comparação equilibrada entre as regiões analisadas. Os resultados normalizados evidenciaram que algumas DMUs mantiveram desempenho consistente em ambas as fronteiras, demonstrando estabilidade produtiva e eficiência relativa mesmo após o ajuste. Após essa etapa, foi possível gerar o ranking final de eficiência das DMUs, conforme apresentado na Tabela 4. Essa tabela sintetiza os valores de eficiência padrão (otimista), eficiência invertida (pessimista), as duas formas de normalização e o posicionamento final de cada unidade. Observa-se que houve uma redistribuição significativa nas pontuações, evidenciando o impacto da normalização sobre a diferenciação entre as regiões analisadas.

Tabela 5: Eficiências padrão, invertida, normalizadas e ranking final das DMUs

Região (DMU)	Efiencia Padrão	Eficiencia Invertida	Índice Composto	Índice Composto Normalizado	Rankig
CHS (MS)	100%	8%	96%	100%	1
CRS (GO)	95%	19%	88%	92%	2
PGM (PA)	100%	26%	87%	91%	3
CFL (MG)	95%	22%	87%	91%	4
CMQ (RS)	100%	27%	86%	90%	5
CST (PR)	77%	13%	82%	85%	6
LDN (PR)	69%	21%	74%	77%	7
BGE (RS)	88%	43%	72%	76%	8
RVD (GO)	100%	55%	72%	76%	9
QRC (MT)	69%	28%	71%	74%	10
BLS (MA)	67%	51%	58%	61%	11
SNP (MT)	52%	37%	58%	60%	12
MJU (MS)	51%	44%	54%	56%	13
SRS (MT)	42%	41%	51%	53%	14
XNX (SC)	65%	69%	48%	50%	15
LEM (BA)	75%	80%	48%	50%	16
PVL (MT)	49%	72%	38%	40%	17
CNP (MT)	69%	100%	34%	36%	18
CRZ (RS)	26%	58%	34%	36%	19
GPVA (PR)	66%	100%	33%	34%	20
URU (PI)	62%	100%	31%	33%	21
CNV (SC)	33%	93%	20%	21%	22
CALTA (RS)	12%	100%	6%	6%	23

Fonte: Autores

A partir dos resultados apresentados na Tabela 4, observa-se que a unidade Chapadão do Sul (MS) manteve o melhor desempenho geral após o processo de normalização, alcançando 100% de eficiência composta, o que indica elevada estabilidade entre as fronteiras otimista e pessimista. Em contrapartida, a unidade Cachoeira do Sul (RS) apresentou o menor índice de eficiência, com 6%, evidenciando maior sensibilidade às variações entre as duas abordagens. Esse contraste demonstra a capacidade da normalização em refinar o processo de ranqueamento, destacando as DMUs que mantêm desempenho consistente sob diferentes condições de avaliação. De modo geral, os resultados indicam que a aplicação conjunta das fronteiras permite uma análise mais equilibrada e discriminante, contribuindo para uma compreensão mais precisa do nível de eficiência relativa entre as regiões avaliadas.

5. DISCUSSÕES

A análise dos resultados obtidos pelo modelo, com a inclusão ($\varepsilon = 0{,}155610255$), permitiu identificar diferenças relevantes no desempenho técnico e econômico das regiões produtoras de soja. O método possibilitou avaliar o quanto cada DMU conseguiu transformar seus recursos em área, custo operacional e capital em resultados de

produtividade, margem líquida e lucratividade.

Os resultados da eficiência padrão revelaram que as unidades Chapadão do Sul (MS), Rio Verde (GO), Paragominas (PA) e Cruz Alta (RS) alcançaram eficiência máxima (100%), posicionando-se na fronteira eficiente e servindo como referência (ou benchmarks) para as demais. Essas regiões demonstram uso equilibrado dos recursos produtivos e capacidade de gerar retornos econômicos satisfatórios, mesmo diante de diferentes contextos regionais. Por outro lado, as DMUs Cachoeira do Sul (RS), Campos Novos (SC) e Carazinho (RS) apresentaram os menores índices de eficiência, indicando que há espaço para aprimorar a gestão dos insumos e otimizar os resultados obtidos.

A aplicação da fronteira invertida permitiu avaliar a robustez e a estabilidade dos resultados, utilizando as piores práticas observadas como base de comparação. Como esperado, as DMUs anteriormente eficientes tiveram seus escores reduzidos, enquanto as menos eficientes apresentaram valores mais elevados, aproximando-se de 100%. Essa inversão reforça a consistência da fronteira original e amplia a capacidade de discriminação do modelo. De acordo com Shen (2021), o modelo DEA invertido busca avaliar o desempenho das unidades sob a ótica do "pessimismo", utilizando a fronteira formada pelas piores práticas, o que reforça a validade da fronteira original e ajuda a detectar possíveis inconsistências.

Na sequência, os resultados foram normalizados, integrando as eficiências padrão (otimista) e invertida (pessimista) em um único indicador composto. Esse processo ajustou os valores para uma escala entre 0 e 100%, permitindo uma comparação mais justa entre as DMUs. A normalização revelou que algumas unidades mantiveram desempenho estável sob ambas as perspectivas, enquanto outras demonstraram maior variação entre as fronteiras. A DMU Chapadão do Sul (MS) apresentou o melhor resultado após a normalização, alcançando 100% de eficiência composta, o que confirma sua consistência produtiva e econômica, destacando-se como a unidade com maior potencial de melhoria em termos de uso dos recursos e rentabilidade.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A aplicação do modelo DEA-BCC orientado a output, aliado ao infinitesimal não arquimediano e à fronteira invertida, demonstrou-se adequada para avaliar e comparar a eficiência produtiva das regiões produtoras de soja. O método permitiu identificar

diferenças relevantes entre as DMUs e evidenciou o impacto da normalização na distinção dos níveis de desempenho. Em contraste, Cachoeira do Sul (RS) manteve o menor valor (6%) da eficiência técnica e econômica do setor sojícola brasileiro.

De forma geral, a combinação entre a fronteira otimista, a fronteira invertida e a etapa de normalização mostrou-se eficaz para aprimorar a análise de eficiência. Esse procedimento aumentou o poder discriminatório do DEA-BCC e possibilitou uma visão mais equilibrada do desempenho das regiões produtoras de soja. As diferenças identificadas entre as DMUs podem estar associadas a fatores como tecnologia empregada, custos operacionais, condições climáticas e estratégias de gestão. Assim, os resultados obtidos fornecem subsídios importantes para orientar políticas e práticas voltadas à melhoria da eficiência técnica e econômica no setor sojícola brasileiro.

REFERÊNCIAS / REFERENCES / REFERENCIAS

ADLER, N.; FRIEDMAN, L.; SINUANY-STERN, Z.. Review of ranking methods in the data envelopment analysis context**. European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v. 140, p. 249-265, 2002.

AMIN, G. R.; TOLOO, M. Finding the most efficient DMUs in DEA: an improved integrated model. **Computers & Industrial Engineering**, 52(1), 71-77, 2007. http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2006.10.003.

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

BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale efficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078-1092, 1984.

CARVALHO, Nágyla Simões et al**. Revisão: a importância da soja para o agronegócio brasileiro**. Fitotecnia, sistemas agrícolas, ambientais e solo. 2023. Cap.

6, p. 52-60.

CASADO, Frank Leonardo. Análise Envoltória de Dados: conceitos, metodologia e estudo da arte na educação superior. **Revista Sociais e Humanas**, v. 20, n. 1, p. 59-71, 2009.

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

COÊLHO, J. D. O Brasil é o maior produtor e exportador mundial de soja. BNB, 2022. Disponível em: https://www.bnb.gov.br/s482-dspace/bitstream/123456789/1151/3/2022_CDS_218.pdf.

CONFEDERAÇÃO DA AGRICULTURA E PECUÁRIA DO BRASIL (CNA); SERVIÇO NACIONAL DE APRENDIZAGEM RURAL (SENAR). Campo Futuro: Soja. Brasília, DF: CNA, 2022. E-book.

COELLI, Tim; PRASADA RAO, D. S.; BATTESE, George E. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis**. 2. ed. New York: Springer, 2005.

CONAB. Safra de grãos 2024/25 é estimada em 345,2 milhões de toneladas com recorde na produção de milho e soja. 2025. Disponível em: https://www.gov.br/conab/pt-br/assuntos/noticias/safra-de-graos-2024-25-e-estimada-em-345-2- milhoes-de-toneladas-com-recorde-na-producao-de-milho-e-soja.

CONTRIBUCIONES A LAS CIENCIAS SOCIALES. Tendências e desafios da cadeia de produção da soja. 2024. Disponível em: https://ojs.revistacontribuciones.com/ojs/index.php/clcs/article/download/12578/7351/36365.

COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Data envelopment analysis: a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software**. 2. ed. Boston: Springer Science & Business Media, 2007.

COSTA, N. **Análise do mercado da soja: aspectos conjunturais da formação do preço pago ao produtor brasileiro**. ResearchGate, s.d. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Nilson-Costa/publication/326191281_Analise_do_Mercad

o_da_Soja_Aspectos_Conjunturais_da_Formacao_do_Preco_Pago_ao_Produtor_Brasileiro/links/5b3d4107a6fdcc8506f56bf3/Analise_do_Mercado_da_Soja_Aspectos_Conjunturais_da_Form acao_do_Preco_Pago_ao_Produtor-Brasileiro.pdf.

EMBRAPA. Perspectivas da soja. s.d. Disponível em: https://www.embrapa.br/agencia-de-informacao-tecnologica/cultivos/soja/pre-producao/socioeconomia/perspectivas-da-soja.

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.

GAZZONI, Décio Luiz. A sustentabilidade da soja no contexto do agronegócio brasileiro e mundial. Londrina: Embrapa Soja, 2013. Documentos 344. Disponível em: https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/973921/1/Doc344online.pdf.

GOMES, E. G.; MANGABEIRA, J. A. C.; MELLO, J. C. C. B. S. Análise de envoltória de dados para avaliação de eficiência e caracterização de tipologias em agricultura: um estudo de caso. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 43, n. 4, p. 607-631, 2005.

GOMES, E. G. Uso de modelos DEA em agricultura: revisão da literatura. **Engevista**, v. 10, n. 1, p. 27–51, 2008.

HIRAKURI, M. O agronegócio da soja nos contextos mundial e brasileiro. Embrapa, 2014. Disponível em: https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/990000/1/Oagronegociodasojanoscontextosmundialebrasileiro.pdf.

INSTITUTO ESCOLHAS. Brasil como líder mundial em produção de soja: até quando e a que custo? Relatório Técnico. São Paulo, 2025. Disponível em: https://escolhas.org/wp-content/uploads/2025/06/Relatorio-Tecnico_Brasil-como-lider-mundial- em-producao-de-soja.pdf.

PASSOS, F.G. DOS; FONTES, C.H.O.; NASCIMENTO, A.N. DO. Avaliação da eficiência de uma empresa exportadora de manga do Vale do São Francisco: um modelo em Análise Envoltória de Dados**. Custos e @gronegócio on line**, v. 16, n. esp., nov. 2020.

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, Antonio Fabiano Moreira de. Evolução da produção e exportação da soja brasileira: uma análise do período de 2002 a 2010. 201. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciências Econômicas) – Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Disponível em. https://itr.ufrrj.br/portal/wp-content/uploads/2017/10/t55.pdf.

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.