

**Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”**

Eficiência técnica e ambiental das empresas do setor sucroenergético: uma abordagem utilizando Análise Envoltória de Dados (DEA)

Anderson José de Oliveira Fontes Filho

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Ciências. Área de concentração: Economia Aplicada

**Piracicaba
2022**

Anderson José de Oliveira Fontes Filho
Bacharel em Ciências Econômicas

Eficiência técnica e ambiental das empresas do setor sucroenergético: uma abordagem utilizando Análise Envoltória de Dados (DEA)

Orientadora:
Prof.^a Dr.^a **MIRIAN RUMENOS PIEDADE BACCHI**

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Ciências. Área de concentração: Economia Aplicada

Piracicaba
2022

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA – DIBD/ESALQ/USP**

Fontes Filho, Anderson José de Oliveira

Eficiência técnica e ambiental das empresas do setor sucroenergético:
uma abordagem utilizando Análise Envoltória de Dados (DEA) / Anderson
José de Oliveira Fontes Filho. - - Piracicaba, 2022.

84 p.

Dissertação (Mestrado) - - USP / Escola Superior de Agricultura “Luiz de
Queiroz”.

1. Eficiência técnica e ambiental 2. Análise Envoltória de Dados 3. Setor
sucroenergético 4. RenovaBio I. Título

AGRADECIMENTOS

A minha mãe, Rosângela, e ao meu pai, Anderson, por todo amor, apoio e incentivo durante o mestrado.

A toda minha família. Em especial, agradeço à minha tia Rejane e aos meus tios Rosalvo, Rômulo e Fernando.

A minha orientadora, professora Mirian Rumenos Piedade Bacchi, e ao professor Luciano Rodrigues pela confiança, orientação e conhecimentos compartilhados.

Ao Carlos Eduardo Osório Xavier pelo respeito, confiança e paciência durante a elaboração desse trabalho e por compartilhar valiosos conhecimentos.

Aos professores Carlos Eduardo de Freitas Vian e Paulo Nocera Alves Junior pelas contribuições na qualificação.

A professora Ana Cristina, minha orientadora na graduação, por todo apoio na preparação para prestar o exame da ANPEC e para cursar o mestrado.

Agradeço a todos amigos da turma de mestrado pelos ótimos momentos compartilhados. Em especial, agradeço ao meu amigo Marco. Obrigado por tudo!

A todos os professores e funcionários do Programa de Pós Graduação em Economia Aplicada.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro.

EPIGRAFE

“There is no such thing as exclusively “pure” or “applied” science, only good science. The thing to do is to follow the path upon which your curiosity leads you, and adhere to the principles that govern scientific work.”

Robert J. Aumann

SUMÁRIO

RESUMO	6
ABSTRACT	7
LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS	9
1. INTRODUÇÃO.....	11
2. O PROCESSO PRODUTIVO DO SETOR SUCROENERGÉTICO	13
3. A POLÍTICA NACIONAL DE BIOCOMBUSTÍVEIS: RenovaBio	23
4. REVISÃO DE LITERATURA	27
4.1. Produtividade e eficiência	27
4.2. Estudos que mensuraram eficiência do setor sucroenergético	31
4.3. Tecnologia e eficiência ambiental	40
4.4. RenovaCalc e a Nota de Eficiência Energético-Ambiental do RenovaBio.....	42
4.5. Estudos que mensuraram eficiência ambiental.....	45
5. METODOLOGIA.....	48
5.1. Análise Envoltória de Dados (DEA)	48
5.2. Especificação do modelo	60
5.3. Base de dados	61
5.4. Descrição das variáveis usadas como <i>input</i> e <i>output</i>	64
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES	70
7. CONCLUSÕES	78
REFERÊNCIAS	80

RESUMO

Eficiência técnica e ambiental das empresas do setor sucroenergético: uma abordagem utilizando Análise Envoltória de Dados (DEA)

A crescente preocupação mundial em mitigar as emissões de gases de efeito estufa e a posição de destaque do Brasil em relação à oferta de etanol demanda maior entendimento acerca de potenciais melhorias no que diz respeito ao processo produtivo das empresas do setor sucroenergético. Nesse contexto, o presente estudo tem o objetivo de responder quais são os níveis de eficiência técnica e ambiental das empresas brasileiras produtoras de etanol derivado da cana-de-açúcar. Para tanto, foi utilizado um modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA) baseado em variáveis de folga e dados de 201 usinas para o ano de 2018. Como *inputs* foram considerados a área destinada à plantação de cana-de-açúcar, a quantidade de diesel usado no cultivo e a quantidade de cana processada por cada empresa. Como *good output* foi utilizada a produção industrial total (somatório de etanol, açúcar e energia) e como *bad output* foi utilizada a emissão de CO₂ equivalente. Os resultados sugerem que, dada a tecnologia atual, há espaço para melhorar a eficiência técnica das empresas em aproximadamente 44% e reduzir a emissão de gases de efeito estufa (ou melhorar a eficiência ambiental) em cerca de 27%. Adicionalmente, os dados também indicam que 2 características da amostra podem influenciar os resultados. A primeira é a “qualidade” das informações declaradas na fase agrícola da produção do etanol, ou seja, se a usina declarou os dados de cultivo da biomassa de forma detalhada ou não. E a segunda característica é se a empresa produz açúcar (usinas mistas) ou não. As empresas que apresentam alguma dessas características (ou ambas) apresentaram melhores níveis de eficiência técnica e ambiental.

Palavras-chave: Eficiência técnica e ambiental, Análise Envoltória de Dados, Setor sucroenergético, RenovaBio

ABSTRACT

Technical and environmental efficiency of companies in the sugar-energy sector: an approach using Data Envelopment Analysis (DEA)

The growing global concern with mitigating greenhouse gas emissions and Brazil's prominent position in terms of ethanol supply demand greater understanding of potential improvements in terms of the production process of companies in the sugar-energy sector. In this context, the present study aims to answer what are the levels of technical and environmental efficiency of Brazilian companies producing ethanol derived from sugarcane. To this end, a Data Envelopment Analysis (DEA) model was used based on slack variables and data from 201 plants for the year 2018. As inputs, the area destined for sugarcane plantations, the amount of diesel used in cultivation and the amount of sugarcane processed by each company. The total industrial production (sum of ethanol, sugar and energy) was used as good output and the equivalent CO₂ emission was used as bad output. The results suggest that, given current technology, there is potential to improve the technical efficiency of companies by approximately 44% and reduce greenhouse gas emissions (or improve environmental efficiency) by approximately 27%. Additionally, the data also indicate that 2 sample characteristics can influence the results. The first is the “quality” of the information declared in the agricultural phase of ethanol production, that is, whether the plant declared the biomass cultivation data in detail or not. And the second characteristic is whether the company produces sugar (mixed mills) or not. Companies that present some of these characteristics (or both) showed better levels of technical and environmental efficiency.

Keywords: Technical and environmental efficiency, Data Envelopment Analysis, Sugar-energy sector, RenovaBio

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Evolução da participação da colheita mecanizada (%) da cana produzida na região Norte/Nordeste e Centro-Sul.....	15
Figura 2. Evolução da produtividade da cana-de-açúcar (t/ha) nas regiões Norte/Nordeste e Centro-Sul e no Brasil	16
Figura 3. Evolução da produção de açúcar (mil toneladas) no Brasil	18
Figura 4. Evolução da produção de etanol de cana-de-açúcar (bilhões de litros) no Brasil.....	19
Figura 5. Evolução do mix de produção açúcar x etanol total (%) no Brasil.....	21
Figura 6. Definição teórica de produtividade e eficiência	28
Figura 7. Definição teórica de eficiência técnica e alocativa.....	29
Figura 8. Representação da definição da isoquanta de uma função de produção	30
Figura 9. Tecnologia ambiental	42
Figura 10. Contração radial dos <i>inputs</i>	50
Figura 11. Medidas de eficiência em DEA.....	52
Figura 12. Modelo Aditivo DEA	54
Figura 13. Porcentagem da produção de açúcar por região	63
Figura 14. Porcentagem da produção de etanol anidro por região.....	63
Figura 15. Porcentagem da produção de etanol hidratado por região	64
Figura 16. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e <i>outliers</i> das áreas destinadas à produção de cana-de-açúcar (X1) pelas usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região	67
Figura 17. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e <i>outliers</i> das quantidades consumidas de diesel para produção de cana-de-açúcar (X2) pelas usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região	68
Figura 18. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e <i>outliers</i> das quantidades processadas de cana-de-açúcar (X3) pelas usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região	68
Figura 19. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e <i>outliers</i> das produções industriais (Yg) das usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região	69
Figura 20. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e <i>outliers</i> das emissões (Yb) das usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região	69

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Principais indicadores da qualidade da cana-de-açúcar	20
Tabela 2. Síntese dos trabalhos que mensuraram a eficiência do setor sucroalcooleiro	38
Tabela 3. Comparativo entre a amostra e a população em 2018.....	62
Tabela 4. Descritivo da produção das usinas da amostra por região e estado	62
Tabela 5. Comparação entre as variáveis escolhidas como <i>inputs</i> e <i>outputs</i> em diferentes trabalhos que utilizaram modelos DEA para mensurar a eficiência do setor sucroenergético.	65
Tabela 6. Descrição e classificação das variáveis.....	66
Tabela 7. Estatística Descritiva dos Escores de Eficiência gerados pelo modelo DEA SBM	70
Tabela 8. Média dos Escores de Eficiência por região	71
Tabela 9. Proporção de usinas (%) por tipo de dado agrícola declarado no RenovaBio	71
Tabela 10. Média dos Escores de Eficiência por tipo de dado declarado	72
Tabela 11. Média dos Escores de Eficiência por produção de açúcar	73
Tabela 12. Média do mix de produção de açúcar (%) por região	73
Tabela 13. Energia gerada pelo açúcar, etanol anidro e etanol hidratado.....	74
Tabela 14. Composição da amostra de acordo com o tipo de dado agrícola e produção de açúcar.....	76
Tabela 15. Média dos Escores de Eficiência Técnica Geral.....	76
Tabela 16. Média dos Escores de Eficiência Ambiental	76

1. INTRODUÇÃO

O setor sucroenergético brasileiro possui grande relevância na matriz energética do país. A oferta interna de energia é composta por 46,1% de fontes renováveis e a biomassa da cana-de-açúcar se posiciona como primeira fonte renovável, com 18% de participação em 2019 (EPE, 2020).

No setor de transporte, responsável por 32,7% da energia utilizada no Brasil, o etanol se destaca como a terceira fonte (20,6%), ficando atrás da gasolina e do óleo diesel com participações no consumo total de 25,3% e 41,9%, respectivamente (EPE, 2020).

Sousa e Rodrigues (2020, p. 216) destacam que o etanol é utilizado de duas maneiras no Brasil: (i) como etanol anidro misturado na gasolina e (ii) como etanol hidratado para abastecer a frota flex que conta com aproximadamente 30 milhões de veículos leves e mais de 5 milhões de motocicletas que podem utilizar qualquer combinação de gasolina e etanol.

Nesse contexto de destaque da bioenergia e, em especial, dos biocombustíveis, em 2017 foi sancionada a Lei 13.576 que institui a Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio). O RenovaBio é um programa de descarbonização do setor de transporte alinhado com os compromissos de redução de gases de efeito estufa (GEE) assumidos pelo Brasil na 21ª Conferência das Partes (COP-21) da Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do Clima (UNFCCC). O principal objetivo dessa política é ampliar a participação dos biocombustíveis na matriz energética do Brasil baseado na previsibilidade e sustentabilidade econômica (Unica, 2020).

O RenovaBio funciona com o estabelecimento anual de metas de descarbonização para os próximos dez anos, as quais são fracionadas para cada distribuidor de combustível (parte obrigada do Programa). Por outro lado, produtores de biocombustíveis certificam sua produção de forma voluntária e recebem uma Nota de Eficiência Energético-Ambiental (NEEA), que representa a quantidade de emissões evitadas de gases de efeito estufa (GEE ou CO_{2eq.}) em comparação com o combustível fóssil equivalente.

A quantidade de Crédito de Descarbonização (CBIO) que cada produtor pode gerar é proporcional a sua NEEA e ao volume de biocombustível comercializado. Então, os distribuidores de combustíveis compram CBIOS (cada CBIO equivale a 1 tonelada de emissões de CO_{2eq.} evitada) em mercado organizado para cumprir as metas estabelecidas pelo governo (MME, 2020). O RenovaBio estabelece, portanto, um mecanismo de reconhecimento financeiro das externalidades positivas dos biocombustíveis.

Nesse contexto, a capacidade das empresas produtoras em reduzir emissões de GEE e ampliar a produção e comercialização de etanol passa a determinar futuras oportunidades econômico-financeiras derivadas do novo mercado de CBIOS. O Programa estabelece, assim, uma nova diretriz para as empresas produtoras de etanol ao incorporar estímulos para a busca de maior eficiência ambiental, além do tradicional esforço para ganhos de eficiência técnica e econômica.

Isso posto, o presente estudo tem por objetivo identificar os níveis de eficiências técnica e ambiental das unidades produtoras de etanol de cana-de-açúcar no Brasil. Para tanto, a análise emprega o método de Análise Envoltória de Dados (DEA) baseado nas variáveis de folga e utiliza uma base de dados composta por 201 usinas. A pesquisa se justifica sob o ponto de vista público e privado por responder relevantes questões, tais como: (i) Dada a tecnologia atual, qual é o potencial de ganho em termos de eficiência técnica pela indústria sucroenergética? (ii) Qual o potencial de redução de GEE pela indústria sucroenergética apenas utilizando de forma mais eficiente a tecnologia atual?

Adicionalmente, a pesquisa traz uma análise inédita para a literatura nacional por utilizar um tipo de modelo DEA que ainda não foi utilizado para tratar da eficiência do setor sucroenergético e contribui para ampliar a literatura internacional sobre eficiência ambiental, na medida em que avalia um setor de destaque na produção mundial de etanol.

Além dessa introdução, o presente estudo está dividido em mais seis capítulos. O capítulo 2 e 3 descrevem, respectivamente, o processo produtivo das empresas sucroenergéticas e a Política Nacional de Biocombustíveis – RenovaBio. O capítulo 4 refere-se à revisão de literatura e aborda as definições de produtividade e eficiência (técnica e ambiental), bem como trabalhos nacionais que buscaram mensurar eficiência do setor sucroenergético e estudos internacionais que mensuraram eficiência ambiental. O capítulo 5 apresenta a metodologia adotada e a base de dados. Por fim, os capítulos 6 e 7 apresentam, respectivamente, os resultados e as conclusões derivadas da pesquisa.

2. O PROCESSO PRODUTIVO DO SETOR SUCROENERGÉTICO

O etanol combustível é um tipo de biocombustível originado do processo fermentativo de biomassa renovável. Sua finalidade é ser usado em motores de combustão interna e pode ser especificado sob a forma de etanol anidro combustível e etanol hidratado combustível (ou simplesmente etanol anidro e etanol hidratado) (ANP).

O etanol anidro possui no mínimo 99,3% de teor alcóolico e é destinado para mistura com a gasolina A na formulação da gasolina C. Já no que diz respeito ao etanol hidratado, o teor alcóolico pode variar de 92,5% a 94,6% e é destinado à utilização direta nos motores (ANP).

A produção do etanol combustível de primeira geração a partir da cana-de-açúcar pode ser dividida em duas fases: agrícola e industrial. A fase agrícola representa todas operações agrícolas associadas ao cultivo da biomassa, ou seja, cultivo da cana. E a fase industrial tem origem com a chegada da cana-de-açúcar na indústria canavieira e termina com a produção do biocombustível.

O início da produção da cana-de-açúcar ocorre com o preparo do solo e, devido a diferenças referentes a solo, clima e situação da área (expansão ou renovação do canavial), não apresenta um padrão de operações bem definido (Marques et al., 2009). Em ordem sequencial, as operações mais comuns nessa etapa da produção são: dessecação, subsolagem, gradagem, calagem, gessagem, sistematização de terrenos e estradas. Os principais objetivos dessas operações são eliminar vegetação anterior na área, corrigir acidez do solo e uniformizar as condições do terreno (Xavier, 2014).

A próxima etapa produtiva da cana-de-açúcar é o plantio. Ele é realizado quando se planta cana pela primeira vez em uma área ou quando o produtor deseja renovar o canavial por questões de queda de produtividade. É nessa etapa que ocorre o consumo da maior parte dos insumos agrícolas, uma vez que são aplicadas grandes quantidades de fertilizantes (Xavier, 2014).

A escolha da época do plantio é de suma importância para o desenvolvimento adequado da planta que depende de fatores como disponibilidade de água, temperatura adequada, alta radiação solar, entre outros. Os principais sistemas de plantio são: (i) cana de ano-e-meio (ou cana de 18 meses), (ii) cana de ano (ou cana de 12 meses) e (iii) cana de inverno (em geral, 12 meses).

No Centro-Sul, por exemplo, o sistema de plantio que geralmente é adotado é a cana de ano-e-meio e ocorre durante os três primeiros meses do ano, cujas temperatura e umidade

favorecerem o desenvolvimento da biomassa. No Nordeste, por outro lado, podem ser adotados diferentes épocas para o plantio. No norte da Zona da Mata pernambucana, por exemplo, geralmente o plantio ocorre durante os meses de maio e agosto (para a planta se beneficiar do período chuvoso), podendo ser caracterizado como cana de inverno.

A cana-de-açúcar recebe dois nomes distintos de acordo com o estágio produtivo que se encontra. Durante o período entre o plantio e a primeira colheita, a cana-de-açúcar é chamada de cana-planta. Após a primeira colheita até o momento de renovação do canavial a cana-de-açúcar é chamada de cana-soca. Dessa forma, os tratos culturais devem variar de acordo com a fase da cultura (cana-planta ou cana-soca), pois os focos são distintos.

De acordo com Xavier (2014), durante a fase de cana-planta, geralmente os tratos culturais são mais intensos, pois o principal foco é garantir a sobrevivência da planta diante de situações adversas como seca, doenças e pragas. Já na fase de cana-soca, além dos cuidados com doenças e pragas, há um foco em amenizar a perda de produtividade natural da cana com o passar do tempo.

Vitti et al. (2005) ainda destacam que as proporções de macronutrientes usados na adubação da cana-de-açúcar também variam da cana-planta para a cana-soca. Enquanto na fase de cana-planta usa-se altas quantidades de fósforo e potássio e baixa quantidade de nitrogênio, na fase de cana-soca usa-se altas quantidade de nitrogênio e potássio e baixa quantidade de fósforo.

A etapa final do processo produtivo da cana-de-açúcar é conhecida pela sigla CCT ou CTT. A sigla CCT refere-se às letras iniciais das operações de colheita, carregamento manual e transporte da biomassa para ser processada na usina. Já a sigla CTT refere-se também às letras iniciais das operações de colheita, transbordo de cana e transporte. Naturalmente, a época da colheita também depende do sistema de plantio adotado e da região.

De acordo com Ripoli (2005), citado por Marques et al. (2009), há três tipos de sistema de colheita de cana-de-açúcar: manual, semimecanizado e mecanizado. O primeiro ocorre quando há mão-de-obra que realiza o corte e carrega a planta. Esse sistema, porém, não é mais usado por questões de lei trabalhistas.

O segundo sistema ocorre quando o produtor não possui colhedora mecanizada por questões financeiras ou quando o canavial está em áreas de alta declividade, impossibilitando atividades mecanizadas. Ou seja, nesse sistema o corte é manual e o carregamento de cana para o caminhão que transportará a biomassa para a usina é realizado por meio de transbordos. Por fim, o terceiro sistema ocorre quando toda matéria-prima é cortada e transportada para o

caminhão por meio de máquinas. Na Figura 1 pode ser observada a evolução da participação da colheita mecanizada (%) nas últimas safras por região.

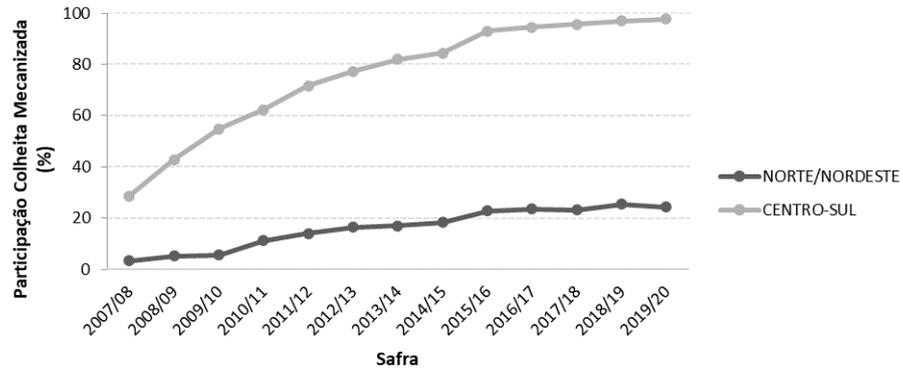


Figura 1. Evolução da participação da colheita mecanizada (%) da cana produzida na região Norte/Nordeste e Centro-Sul

Fonte: Elaborada a partir de dados da CONAB (2021).

Em geral, um produtor de cana-de-açúcar mensura a produtividade de seu canavial em determinada safra por meio da razão entre a quantidade de cana colhida (em toneladas) pela área colhida (hectares).

Marin et al. (2012) mapearam a eficiência produtiva da cana-de-açúcar ao longo de dezesseis safras agrícolas para o estado de São Paulo. Os resultados indicaram que: (i) 43% da variabilidade da eficiência produtiva foi explicada por fatores climáticos (radiação solar, deficiência hídrica, temperaturas máximas e mínimas e precipitação), (ii) o solo foi responsável por cerca de 15% da variabilidade e (iii) 42% da variabilidade foi explicada por outros fatores além de solo e clima (melhoramento genético e avanços nas técnicas de manejo da cultura estão incluídos).

A evolução da produtividade (toneladas/hectare) ao longo das últimas safras por região pode ser observada na Figura 2.

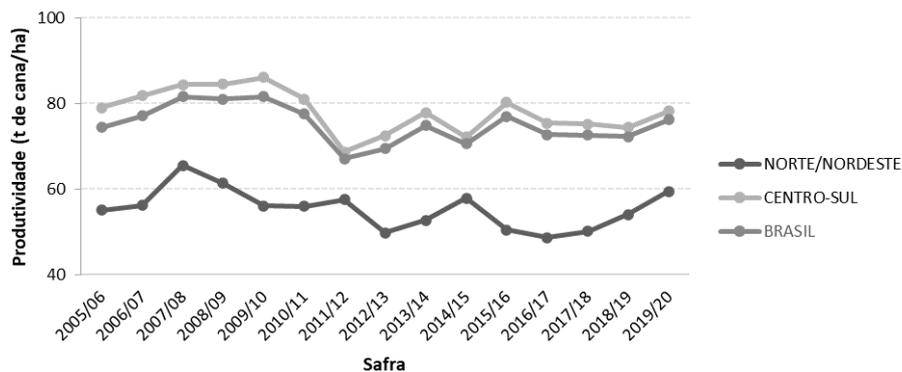


Figura 2. Evolução da produtividade da cana-de-açúcar (t/ha) nas regiões Norte/Nordeste e Centro-Sul e no Brasil
Fonte: Elaborada a partir de dados da CONAB (2021).

A fase industrial do processo produtivo do etanol de primeira geração tem início com a recepção da cana na indústria canavieira. Segundo Xavier (2014), uma parte dessa matéria-prima é comprada e outra parte é produzida pela própria usina em áreas pertencentes à sua propriedade ou arrendadas de terceiros.

A chegada da biomassa faz parte de um conjunto de operações que são comuns tanto para a produção de álcool, como para a produção de açúcar. Dessa forma, é possível dividir o processamento da cana em três grupos principais de operações: operações conjuntas, produção de álcool e produção de açúcar.

As operações conjuntas compreendem a recepção e preparo da cana e a extração do caldo. A recepção da cana consiste em receber a matéria-prima e coletar informações referentes ao peso e qualidade. Para isso, o caminhão canavieiro é pesado e são recolhidas três amostras em pontos diferentes (aleatoriamente) do caminhão para serem analisadas no laboratório para determinação de indicadores como, por exemplo, ART (Açúcares Redutores Totais) (Marques et al., 2009).

Após a recepção, é iniciado o processo de preparo ou limpeza da cana. Essa etapa consiste em remover impurezas (terra, pedras, palha de cana, etc.) que prejudicam o processamento industrial (Xavier, 2014). Para a cana queimada e colhida na forma de cana inteira geralmente é usado um sistema de lavagem com água. No entanto, para a cana colhida mecanicamente geralmente é usado um sistema de limpeza a seco com peneiras vibratórias e vento, minimizando perda de açúcares em comparação à cana que é limpa com água (Marques et al., 2009). Após a limpeza, a biomassa entra em esteira para ser picada e facilitar a extração do caldo.

A extração do caldo representa o processo de separação entre o líquido da cana rico em açúcares (ou caldo da cana) e as fibras sólidas (ou bagaço da cana). Para isso, o caldo da

cana é extraído por meio de um processo de prensagem mecânica através de um conjunto de ternos de moenda. Nesse processo de separação utiliza-se aproximadamente as mesmas proporções de quantidade de cana e de água. O caldo resultante é tratado (eliminação das impurezas) e concentrado (remoção do excesso de água) para facilitar a recuperação dos açúcares e produção de açúcar e álcool. Por outro lado, o bagaço é usado como combustível para geração de energia elétrica, térmica e mecânica em toda indústria (Xavier, 2014).

O tratamento do caldo é realizado por meio de processos químicos e físicos. Os principais são: aquecimento, sulfitação, caleagem, flasheamento, decantação e filtragem. Após tais processos, o resultado é a obtenção de um caldo (chamado de caldo clarificado) e impurezas que formam um lodo. O caldo clarificado segue para a produção de açúcar e álcool e o lodo pode ser tratado para obtenção da torta de filtro que pode ser usada como fertilizante na lavoura (Marques et al., 2009).

O caldo clarificado, então, é aquecido novamente para passar por um processo de evaporação com o objetivo de concentrar os sólidos para as próximas fases. Para o caldo que será usado na produção de álcool o processo de evaporação é mais simples (podendo até não ocorrer) em comparação com o processo de evaporação do caldo destinado à produção de açúcar. Após evaporação, o caldo passa a ser chamado de xarope (Marques et al., 2009).

De acordo com Xavier (2014), a fabricação do açúcar é um processo recursivo organizado para separar o caldo (ou xarope) dos cristais de sacarose. Para isso, o xarope é cozido (evaporação controlada da água) para iniciar o processo de precipitação da sacarose dissolvida na água, ou seja, início da formação dos cristais da sacarose. Após o cozimento, por meio do processo de centrifugação, obtém-se dois produtos: os cristais de açúcar e uma solução líquida rica em açúcares chamada de mel residual (ou mel). Em seguida, o açúcar é levado ao secador onde recebe ar quente e depois é armazenado e o mel pode ser aproveitado para a fabricação de etanol (Marques et al., 2009). O histórico da produção de açúcar no Brasil pode ser observado na Figura 3.

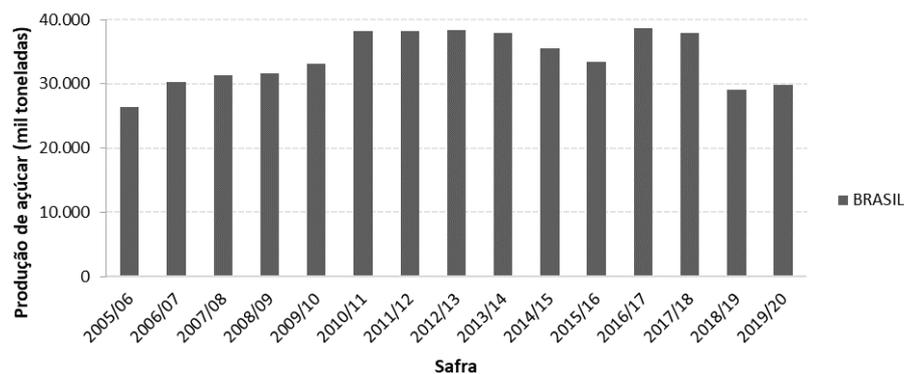


Figura 3. Evolução da produção de açúcar (mil toneladas) no Brasil

Fonte: Elaborada a partir de dados da CONAB (2021).

A produção do álcool pode ser dividida em duas etapas. A primeira representa a transformação dos açúcares em álcool e é chamada de fermentação. A segunda representa a separação da mistura de álcool e água gerada na etapa anterior e é chamada de destilação (Xavier, 2014).

A fermentação alcoólica ocorre em dornas (ou tanques) de fermentação por meio de leveduras que são adicionadas em um líquido açucarado chamado de mosto. O mosto é a mistura entre o caldo da cana (após o tratamento), o mel vindo da fábrica de açúcar e água. Antes da levedura ser adicionada ao mosto ela pode receber um tratamento antibacteriano para favorecer a eficiência na transformação do açúcar em etanol. O produto resultante desse processo é chamado de vinho (Marques et al., 2009).

O vinho, então, passa por colunas de destilação originando o etanol hidratado combustível e a vinhaça (mistura rica em potássio que pode ser aproveitada na fase agrícola como fertilizante). Além disso, o etanol hidratado ainda pode passar por um processo chamado de desidratação alcóolica para originar o etanol anidro combustível (Marques et al., 2009). O histórico de produção de etanol de cana-de-açúcar no Brasil pode ser observado na Figura 4.

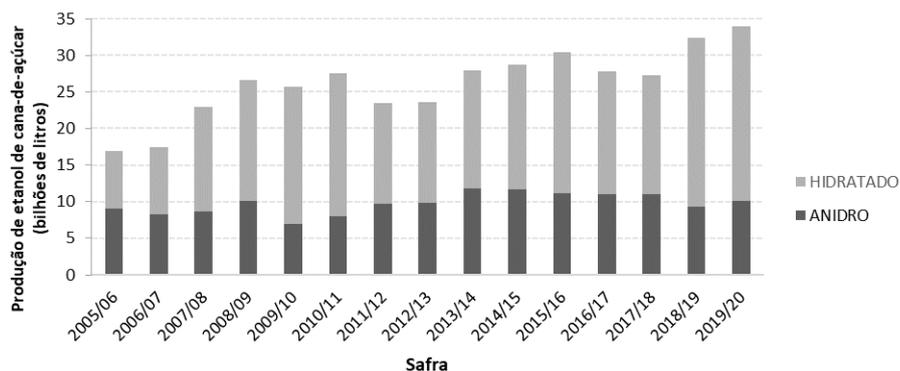


Figura 4. Evolução da produção de etanol de cana-de-açúcar (bilhões de litros) no Brasil

Fonte: Elaborada a partir de dados da CONAB (2021).

Xavier (2014) destaca que durante a produção de açúcar e álcool pode ocorrer perdas dos açúcares da cana desde a etapa de recepção da biomassa até os processos de destilação, fermentação e secagem do açúcar, por exemplo. Além de mensurar essas perdas (ou eficiências industriais), Fernandes (2003), citado por Xavier (2014), também destaca a importância de mensurar alguns indicadores da cana referentes à qualidade da matéria-prima e eficiência industrial. Tais indicadores estão descritos na Tabela 1.

Tabela 1. Principais indicadores da qualidade da cana-de-açúcar

Indicador	Descrição
POL ou PC da cana	Representa a porcentagem aparente de sacarose contida no caldo da cana. É uma forma de mensurar a quantidade de açúcares que podem ser cristalizados para obtenção do produto final açúcar. Ou seja, quanto maior o teor de POL da cana, melhor para a indústria. Alguns fatores que afetam diretamente a definição desse indicador são: variedade da cana, época de colheita e condições climáticas.
Pureza da cana	Representa a porcentagem de sacarose em relação ao total de sólidos solúveis contidos cana. Ou seja, quanto maior a pureza da cana, melhor é a qualidade da biomassa.
Fibra	Representa a matéria da cana que é insolúvel em água. Quanto maior a fração de fibra da cana, menor a eficiência de extração pela moenda.
ART – Açúcares Redutores Totais	Somatório total de sacarose e de açúcares redutores (glicose e frutose) na cana. Ou seja, representa todos os açúcares que podem ser aproveitados pela indústria.
ATR – Açúcares Totais Recuperáveis	É um indicador calculado por meio de um desconto de uma porcentagem, previamente estabelecida, do ART. Representa a quantidade total de açúcares que realmente são aproveitados pela indústria, excluindo possíveis perdas no processamento da cana. Além disso, esse indicador é considerado para o pagamento da biomassa.

Fonte: adaptado de Fernandes (2003, apud Xavier, 2014).

Dado que as empresas do setor sucroalcooleiro podem produzir simultaneamente açúcar e álcool, é natural que cada usina defina um mix de produção mais adequado com a sua realidade. Ou seja, as quantidades de ATR destinadas à produção do alimento e do biocombustível podem ser influenciadas por questões de conjuntura econômica, dinâmicas dos mercados e capacidade produtiva de cada empresa. Na Figura 5 pode-se observar a evolução desse mix de produção no Brasil.

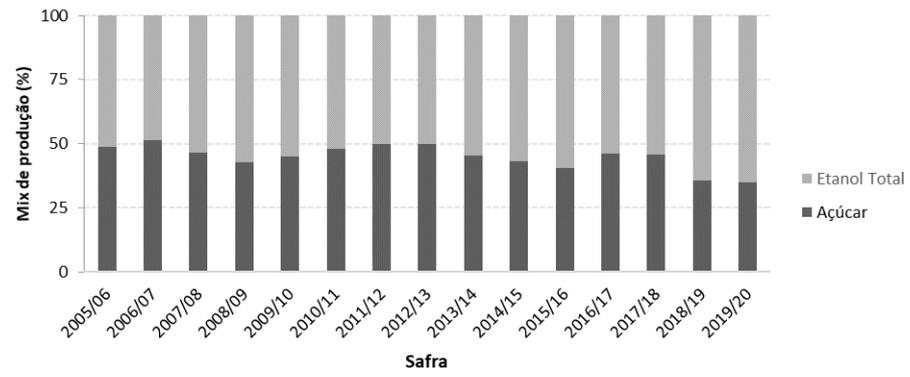


Figura 5. Evolução do mix de produção açúcar x etanol total (%) no Brasil

Fonte: Elaborada a partir de dados da CONAB (2021).

3. A POLÍTICA NACIONAL DE BIOCOMBUSTÍVEIS: RenovaBio

A Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio) é um programa de descarbonização do setor de transportes e tem como objetivo ampliar a participação dos biocombustíveis na matriz energética brasileira.

O RenovaBio representa um marco para o Brasil em termos de políticas públicas, pois reconhece as externalidades positivas dos biocombustíveis através de mecanismos de mercado. O programa funciona com a interação indireta entre as distribuidoras de combustíveis e os produtores de biocombustíveis por meio do mercado de Créditos de Descarbonização (CBIOS). Para isso, os dois principais instrumentos do programa são: (i) as metas nacionais de redução de emissões na matriz de combustíveis; e a (ii) certificação da produção/importação de biocombustíveis.

As metas são anuais, mensuradas em CBIOS e estabelecidas pelo Conselho Nacional de Política Energética (CNPE) por um período mínimo de dez anos. A meta de cada ano corrente será fracionada em metas individuais compulsórias para as distribuidoras de combustíveis de forma proporcional às suas respectivas participações no mercado e comercialização de combustíveis fósseis do ano anterior (BRASIL, 2017). Cada distribuidora, portanto, deverá cumprir sua meta anual de descarbonização por meio da compra de CBIOS.

Dessa forma, espera-se que essas metas de descarbonização, tal como um ambiente com regras claras, estimulem investimentos privados entre os agentes associados ao mercado de biocombustíveis (MME, 2020).

O segundo instrumento responsável pelo funcionamento do RenovaBio é a certificação voluntária dos produtores ou importadores de biocombustíveis. Tal certificação representa um processo que se inicia com o levantamento e organização das informações referentes à produção do biocombustível através de uma ferramenta chamada de RenovaCalc.

Com base na técnica de avaliação de ciclo de vida, a RenovaCalc calcula uma nota chamada de Nota de Eficiência Energético-Ambiental (NEEA). O valor da NEEA é a diferença entre a intensidade de carbono do biocombustível e a intensidade de carbono do seu combustível fóssil substituto (mensuradas em g de CO_{2eq}/MJ). Conseqüentemente, o desempenho ambiental de cada produtor é representado pela NEEA.

Em sequência, todos os dados e documentos são auditados por uma empresa de inspeção que submeterá as principais informações do processo em consulta pública, por no mínimo trinta dias. Após esse período, a empresa auditora envia as informações para a Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP) validar o processo. Posteriormente

à aprovação da ANP, a firma inspetora emitirá um Certificado da Produção Eficiente de Biocombustíveis informando o valor da NEEA individual do produtor.

A quantidade de CBIOS que cada produtor poderá emitir será determinada pelo volume do biocombustível produzido (ou importado) e comercializado no mercado interno, pela NEEA e pela fração do volume de biocombustível elegível.

Segundo a Resolução ANP nº 758 de 23 de novembro de 2018, a fração do volume de biocombustível elegível deve ser igual à fração de biomassa elegível. Para cálculo da fração elegível, só poderá ser contabilizada a biomassa que: (i) não possuir origem em área com supressão de vegetação nativa; e (ii) possuir origem em área com Cadastro Ambiental Rural (CAR). O RenovaBio, portanto, reconhece a importância do uso sustentável da terra para produção de biomassa.

A fórmula que indica a quantidade de CBIOS que cada produtor poderá emitir por litro de biocombustível comercializado é apresentada em (1). Onde f é o fator de emissão de CBIO; NEEA é a Nota de Eficiência Energético-Ambiental ($\text{gCO}_{2\text{eq}}/\text{MJ}$); $f_{\text{elegível}}$ é a fração do volume de biocombustível elegível (%); ρ é massa específica do biocombustível (t/m^3) e PCI é o poder calorífico inferior do biocombustível (MJ/Kg).

$$f = NEEA * \frac{f_{\text{elegível}}}{100} * \rho * PCI * 10^{-6} \quad (1)$$

O CBIO é caracterizado como um título de descarbonização registrado sob forma escritural para fins de comprovação das metas de descarbonização individuais por parte dos distribuidores de combustíveis (BRASIL, 2019). Além disso, sua unidade de medida é toneladas de CO_2 equivalentes, ou seja, 1 CBIO equivale à emissão evitada de 1 tonelada de carbono.

Para geração de lastro, o produtor de biocombustível deverá solicitar a emissão de CBIO dentro do prazo de 60 dias da data de emissão da nota fiscal que comprove a venda do biocombustível por ele produzido ou importado para um agente autorizado pela ANP (BRASIL, 2019). Em outras palavras, o RenovaBio incentiva o mercado legal de biocombustível e a nota fiscal garante o lastro do CBIO.

A comercialização do CBIO ocorre em mercado organizado e é possível que ocorra intercambialidade entre outros setores econômicos por questões de valorização de eficiência ambiental via CBIOS.

O valor do CBIO deve flutuar de acordo com as relações de oferta e demanda. A oferta será determinada principalmente pelo desempenho ambiental dos produtores e pelo volume de biocombustíveis produzido (ou importado) e comercializado. Por outro lado, a demanda do crédito será determinada pelas metas de descarbonização e empresas que queiram reduzir voluntariamente as emissões de GEE.

Dessa forma, o RenovaBio busca promover a segurança energética nacional, ampliando a oferta de biocombustíveis de forma previsível e sustentável e contribuindo com os compromissos de redução de GEE assumidos pelo Brasil na COP-21. O programa, portanto, estabelece um mecanismo que reconhece o papel estratégico dos biocombustíveis na matriz energética brasileira.

4. REVISÃO DE LITERATURA

4.1. Produtividade e eficiência

Os conceitos de produtividade e eficiência são, frequentemente, utilizados de maneira equivocada como sinônimos. Assim, como ponto de partida para a revisão aqui apresentada cabe uma breve definição e distinção desses termos.

Segundo Coelli *et al.* (2005), a produtividade de uma firma pode ser definida, de maneira mais ampla e objetiva, como a razão entre o(s) *output(s)* observados e o(s) *input(s)* utilizados. Essa razão pode ser facilmente calculada se existir apenas um *input* e um *output* no processo produtivo.

No caso de um produtor rural ou de uma agroindústria que utiliza vários *inputs* para gerar vários *outputs*, o uso de uma única métrica como toneladas por hectares pode apresentar problemas, pois considera apenas o insumo terra e ignora todos os outros insumos (e.g., mão-de-obra). Com o uso dessa medida parcial de produtividade, é possível que o produtor utilize os insumos que não estão incluídos no cálculo de forma demasiada (Coelli, 1995). Em outras palavras, é interessante agregar todos *outputs* no numerador e todos *inputs* no denominador da razão utilizada para o cálculo da produtividade, de maneira que a realidade da firma seja melhor representada.

O conceito de eficiência de uma firma, por sua vez, está associado a comparação entre valores ótimos e valores observados de *outputs* e *inputs*. Pode-se comparar a produção máxima possível e a produção observada, dada uma quantidade de insumos. Pode-se, ainda, comparar a quantidade de insumos mínimos e a quantidade de insumos utilizados para um dado nível de produção. Nesses dois casos, a referência é definida em termos de possibilidade de produção e a eficiência é técnica (Fried *et al.*, 2008).

Quando as informações referentes a preços estão disponíveis e pressupostos sobre o comportamento das firmas (e.g., minimização dos custos ou maximização dos lucros) são estabelecidos, é possível considerar também a eficiência alocativa (Coelli *et al.*, 2005). Ou seja, a eficiência alocativa refere-se à aptidão da unidade produtiva em alocar os insumos em proporções adequadas em relação aos seus respectivos níveis de preço, minimizando sua proxy de custo (Xavier, 2014).

Considerando o caso mais simples em que a firma utiliza apenas um insumo (x) para produzir um produto (y), é possível retratar esses conceitos a partir da ilustração na Figura 6. A curva OF é a fronteira de produção de um setor que determina a relação entre insumo e

produto. Em outras palavras, ela representa a tecnologia utilizada pelo setor pois informa o nível máximo de produto que pode ser obtido para cada nível de insumo utilizado. Os pontos que estão sobre a fronteira de produção (*B* e *C*) retratam firmas tecnicamente eficientes. O ponto entre a fronteira de produção e o eixo das abcissas (*A*) retrata uma firma ineficiente do ponto de vista técnico. Os possíveis pontos acima da fronteira de produção representam uma relação entre insumo e produto inatingível a partir da tecnologia vigente.

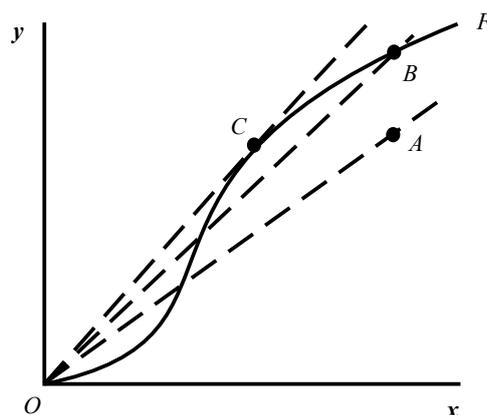


Figura 6. Definição teórica de produtividade e eficiência

Fonte: Elaborado pelo autor com base Coelli et al. (2005).

Firmas que operam no ponto *A* podem se tornar tecnicamente eficiente de duas maneiras. A primeira consiste em manter o nível de produto constante e diminuir a quantidade de insumo utilizada (mover-se do ponto *A* para o ponto *C*) e a segunda maneira equivale a manter o nível de insumos constante e aumentar o nível de produto (mover-se do ponto *A* para o ponto *B*).

Ainda de acordo com a Figura 6, as inclinações dos raios que partem da origem e passam por cada ponto viável retratam as produtividades de cada firma, uma vez que seus valores podem ser representados pela razão y/x .

Nota-se que o ponto *B* ilustra a situação em que uma firma é tecnicamente eficiente, porém não possui a produtividade mais elevada, ou seja, eficiência técnica não implica em produtividade máxima. Por outro lado, o ponto *C* representa o caso de máxima eficiência técnica e máxima produtividade – trata-se de um exemplo de exploração de economias de escala (Coelli et al., 2005).

Os trabalhos de Debreu (1951) e Farrell (1957) representaram marcos na literatura referente à mensuração das eficiências de unidades produtivas. O segundo autor apresentou um trabalho com o objetivo de fornecer uma medida de eficiência técnica que leva em consideração

todos os insumos utilizados pela firma. Para isso, desenvolveu um método para comparar o desempenho observado de uma empresa com algum padrão postulado de eficiência perfeita (Farrell, 1957).

A teoria apresentada por Farrell (1957) pode ser exemplificada a partir da Figura 7, considerando as seguintes hipóteses: (i) as firmas utilizam dois insumos (x e y) para produzir uma unidade de produto; (ii) a função de produção e suas isoquantas são conhecidas; e (iii) a função de produção apresenta retornos constantes de escala. A isoquanta SS' representa as várias combinações de insumos que uma empresa tecnicamente eficiente utilizaria para produzir uma unidade do produto, já a reta AA' representa a relação dos preços dos insumos.

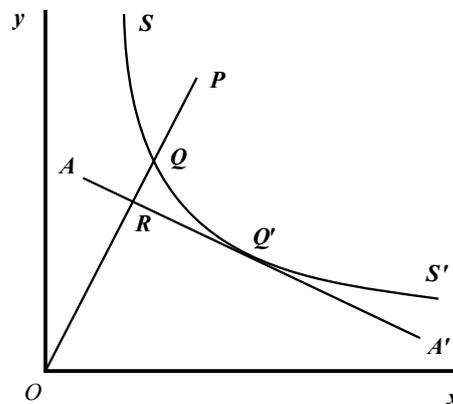


Figura 7. Definição teórica de eficiência técnica e alocativa

Fonte: Elaborado pelo autor com base em Farrell (1957).

O ponto Q está sobre a curva SS' e representa uma firma tecnicamente eficiente. Por outro lado, a firma representada pelo ponto P , apesar de utilizar a mesma proporção de insumos, ou seja, encontra-se no mesmo raio partindo da origem que o ponto Q , utiliza uma quantidade de insumos superior para produzir o mesmo produto.

Adicionalmente, o ponto Q' representa uma alocação dos insumos mais adequada que o ponto Q , pois o custo é menor sobre a reta AA' . Dessa forma, Farrell (1957) definiu as seguintes razões para medir a eficiência técnica (ET), a eficiência alocativa (EA) e a eficiência econômica (EE) da firma operando no ponto (P):

$$ET = \frac{OQ}{OP} \quad (2)$$

$$EA = \frac{OR}{OQ} \quad (3)$$

$$EE = \frac{OR}{OP} \quad (4)$$

Nota-se que: (i) a medida da *ET* representa a redução proporcional em todos *inputs* que a firma poderia alcançar sem reduzir o *output*, (ii) a distância *RQ* representa a redução nos custos de produção que a firma obteria se estivesse operando no ponto *Q'* (eficiente do ponto de vista técnico e alocativo), ao contrário do ponto *Q* (eficiente do ponto de vista técnico mas não alocativo) e (iii) a distância *RP* pode ser interpretada em termos de redução de custos (Coelli, 1995). Além disso, no presente trabalho, a eficiência técnica mensurada em (2) será chamada de eficiência no sentido de Farrell.

Percebe-se que é de suma importância conhecer a fronteira de produção definida pelas firmas eficientes para construir as medidas acima. Assim sendo, o próximo desafio caracteriza-se pela necessidade de estimar tal fronteira a partir de uma amostra com dados referentes a *inputs* e *outputs* de várias firmas. Considerando que cada firma equivale a um ponto em um gráfico de dispersão, que a isoquanta é convexa em relação à origem e possui derivada não positiva, ela poderia ser representada pela curva *SS'* na Figura 8.

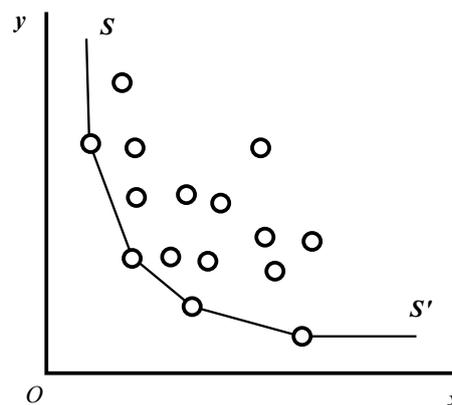


Figura 8. Representação da definição da isoquanta de uma função de produção

Fonte: Elaborado pelo autor com base em Farrell (1957)

Outra forma mais restrita de definir eficiência é baseada na ideia de que uma firma deveria alocar seus insumos de tal forma que não exista desperdícios para produzir um determinado nível de produto. Considerando um caso de múltiplos inputs e outputs, uma firma é tecnicamente eficiente, de acordo com Koopmans (1951, p. 60), citado por Fried et al. (1993),

se: (i) um aumento em qualquer output exigir uma redução em pelo menos outro output ou um aumento em pelo menos um input e (ii) uma redução em qualquer input requer um aumento em pelo menos outro input ou uma redução em pelo menos um output. No presente trabalho, essa definição de eficiência será chamada de eficiência no sentido de Koopmans.

4.2. Estudos que mensuraram eficiência do setor sucroenergético

Nessa seção são apresentados trabalhos que mensuraram e analisaram a eficiência do setor sucroenergético brasileiro com diferentes objetivos, períodos, amostras e abordagens metodológicas.

Conforme revisão apresentada na Tabela 2, o método predominante utilizado pelos estudos que exploraram o tema foi a Análise Envoltória de Dados (DEA), adotado em 14 dos trabalhos levantados. Já o método de Análise de Fronteira Estocástica (SFA) foi utilizado em 2 estudos disponíveis na literatura. Constata-se, ainda, que o recorte espacial mais utilizado foi a agregação para o Brasil como um todo, seguido pelo estado de São Paulo.

Lemos *et al.* (2019), por exemplo, calcularam as eficiências técnicas para 33 usinas durante as safras 2006/2007 a 2015/2016 com o objetivo de propor as melhores práticas agrícolas e industriais para aumentar a eficiência das usinas brasileiras produtoras de cana, açúcar e etanol. Para tal fim, os autores dividiram a pesquisa em 2 etapas: quantitativa e qualitativa.

Na etapa quantitativa foram utilizados 2 modelos DEA BCC (orientação produto) com *bootstrap* para calcular escores de eficiência geral e industrial e a influência da fase agrícola na eficiência geral. O primeiro modelo calculou a eficiência geral, considerando a quantidade de cana moída como *input* e a produção de açúcar e etanol como *outputs*. O segundo modelo calculou apenas a eficiência industrial, considerando o ATR (açúcar total recuperável) como *input* e os mesmo *outputs* do modelo anterior. Quanto à influência da fase agrícola, foi calculado um coeficiente por meio da diferença entre os escores de eficiência geral e industrial, respectivamente. Além disso, por meio de regressão linear múltipla, foram identificadas as principais variáveis do processo produtivo de açúcar e etanol.

Na etapa qualitativa, considerando as variáveis identificadas anteriormente, foram realizadas entrevistas com especialistas do setor com o objetivo de compilar as respostas e gerar uma lista de boas práticas para melhorar a eficiência técnica das usinas. Dessa forma, os resultados da pesquisa indicam: (i) as principais variáveis (ou indicadores) do processo

produtivo, (ii) os valores de referência dessas variáveis (de acordo com as usinas que apresentaram maior influência da fase agrícola no escore de eficiência geral) e (iii) as melhores práticas para alcançar esses valores de referência.

De acordo com a pesquisa, as principais variáveis do processo produtivo são as seguintes: (i) chuva (mm/semana); (ii) temperatura máxima (°C); (iii) temperatura mínima (°C); (iv) porcentagem de açúcares redutores totais (ART); (v) concentração de dextrana (mg/L); (vi) intensidade de infestação de broca da cana-de-açúcar; (vii) Quantidade de bastonete (contaminação por bactéria); (viii) porcentagem de impurezas sólidas no caldo da cana; (ix) porcentagem de teor de sacarose aparente na cana (POL); (x) porcentagem de fibra da cana.

Os resultados sugerem que algumas práticas para melhorar o desempenho na fase agrícola são: (i) escolha da variedade da cana adequada com as condições edafoclimáticas, (ii) colher a cana com baixa umidade para evitar impurezas, (iii) espaçamento adequado entre as plantas e (iv) uso moderado de fertilizantes, herbicidas e inseticidas. Em relação ao desempenho industrial, o estudo sugere que as seguintes práticas podem ser benéficas: (i) garantir que a capacidade de moagem é adequada com o volume de cana, (ii) possuir um bom sistema de manutenção que resulte em poucas paradas e (iii) regular a velocidade da moagem.

Silva (2019) procurou investigar a evolução da eficiência técnica e da produtividade entre as usinas de açúcar e etanol no Brasil (a maioria na região centro-sul) durante o período de 2006 e 2015. Para isso, utilizou a Análise Envoltória de Dados com orientação a insumo e o Índice de Malmquist, considerando a quantidade de cana processada e o capital imobilizado como *inputs* e açúcar e etanol como *outputs*.

Os resultados sugerem um aumento da variabilidade dos escores de eficiência técnica da amostra ao longo do período analisado que corrobora com a hipótese de um setor heterogêneo. Assim, segundo o autor, é possível que esse cenário de variabilidade em relação aos níveis de eficiência contribua com um movimento de concentração e consolidação do setor sucroenergético brasileiro e desenvolvimento no longo prazo.

No tocante à evolução da produtividade do setor, de acordo com o Índice de Malmquist, houve perda de produtividade acumulada no valor de 1,5% ao longo dos 10 anos analisados. O autor destaca que tal declínio ocorreu principalmente devido aos resultados negativos dos efeitos de escala e eficiência técnica.

Outro exemplo de trabalho que mensurou a eficiência técnica de unidades produtivas de açúcar e etanol foi aquele desenvolvido por Duarte *et al.* (2019). Os autores calcularam os escores de eficiência técnica para 33 usinas durante as safras 2010/2011 a 2014/2015 com o

objetivo de investigar melhores práticas que pudessem aumentar a eficiência técnica de uma usina.

Para isso, foi realizada uma análise DEA em dois estágios e entrevista com especialista. No primeiro estágio foi utilizado um modelo DEA BCC (orientação produto) com *bootstrap* considerando a quantidade de ATR como *input* e as produções totais de açúcar e etanol como *outputs*. No segundo estágio foi utilizada uma regressão truncada considerando os escores de eficiência (calculados no primeiro estágio) e 29 indicadores industriais.

De acordo com a pesquisa, 7 indicadores podem explicar as diferenças nos escores de eficiência técnica entre as 33 usinas da amostra. A primeira variável refere-se ao tempo de transporte da matéria prima do campo para a indústria, pois longos períodos de armazenamentos afetam a qualidade e lucratividade da cana-de-açúcar. A segunda variável diz respeito à eficiência da indústria em extrair açúcar da cana (porcentagem da extração total de açúcares redutores totais – ART) que pode ser afetada pela capacidade e velocidade de moagem e sistema de manutenção.

A terceira variável representa as perdas de ART nas tortas de filtro que, segundo os autores, depende de fatores estruturais e operacionais (tipo e capacidade do filtro usado, manutenção dos equipamentos, etc.). A quarta variável refere-se ao rendimento fermentativo (%) e é influenciada pelo tipo de levedura escolhido para o processo de fermentação.

A quinta variável retrata a contaminação de bactéria no vinho e pode indicar que o rendimento do etanol foi reduzido. Uma equipe técnica qualificada em relação à assepsia, controle de temperatura e monitoramento de leveduras pode ser determinante para controlar tal contaminação. Por fim, as duas últimas variáveis estão relacionadas com a perda de álcool na vinhaça e flegma, ou seja, referem-se à manutenção do teor alcoólico no vinho.

Pereira e Tavares (2017) utilizaram 2 modelos DEA, com retornos constantes de escala (CCR) e com retornos variáveis a escala (BCC), com orientação insumo para calcular os escores de eficiência técnica e de escala das principais regiões produtoras de cana-de-açúcar (Nordeste, Centro-Sul tradicional e Centro-Sul expansão) durante as safras 2007/2008 a 2011/2012, ou seja, os autores consideraram como “unidade tomadora de decisão” uma região em uma safra. Por exemplo, a região Nordeste 2007/2008 representa uma “unidade produtiva” e a região Nordeste 2011/2012 representa outra.

Os resultados indicam que a região Centro-Sul tradicional é a mais eficiente, seguida pela Centro-Sul expansão e Nordeste, respectivamente. Possíveis justificativas, segundo os autores, da eficiência da região Centro-Sul tradicional podem ser encontradas no trabalho de Brunozi Junior et al. (2012). Esses últimos autores afirmam que o estado de São Paulo possui

as melhores condições de capital, gestão e instituições de pesquisa. Além disso, Pereira e Tavares (2017) também sugerem que o principal problema das regiões produtoras de cana-de-açúcar é a escala de produção, pois todas “unidades tomadores de decisão” ineficientes apresentaram retornos crescentes de escala.

Para estimar e analisar a eficiência técnica do setor canavieiro nos municípios paulistas, Rodrigues *et al.* (2016) aplicaram a Análise de Fronteira Estocástica (SFA). Utilizando uma função do tipo Cobb-Douglas, os autores consideraram como *inputs* do processo produtivo a terra, a mão-de-obra e o capital. Também foram consideradas variáveis que podem afetar o nível de ineficiência técnica como, por exemplo, anos de escolaridade do proprietário do imóvel rural ou a utilização de sementes melhoradas.

Os resultados indicaram que a área da cultura (fator de produção terra) é a variável que mais influenciou a produção e eficiência técnica do setor canavieiro paulista. Além disso, o trabalho também sugere que o uso de carregadeiras, sementes melhoradas, adubação verde e assistência técnica privada diminuem a ineficiência produtiva. A hipótese dos autores para que o nível educacional do proprietário do imóvel rural não influenciar a ineficiência produtiva é o arrendamento de terra, pois o nível educacional do arrendatário pode ser distinto do arrendador.

Com dados para 121 usinas durante os anos-safras 2013/2014 a 2016/2017, Danelon (2018) também utilizou um modelo de fronteira estocástica para estimar o nível de eficiência técnica das usinas e identificar quais seus determinantes na produção industrial de açúcar e etanol. Para isso, o autor usou dados referentes a usinas das regiões Nordeste (Alagoas, Paraíba, Pernambuco e Sergipe), Centro-Sul Tradicional (São Paulo e Paraná) e Centro-Sul Expansão (Goiás, Mato Grosso, Mato Grosso de Sul, Tocantins e Minas Gerais).

As variáveis selecionadas para o modelo empírico foram a produção de açúcar e etanol (convertidos em ART equivalentes), capacidade industrial (toneladas de cana por safra), mão de obra na usina, produção de ART próprio (produção de cana própria) e ART adquirido de terceiros (cana comprada de fornecedores). Já as variáveis selecionadas para captar os determinantes de ineficiência das usinas foram as seguintes: distância radial entre a usina e o canavial, participação da produção de etanol na produção industrial total, tempo de moagem, financiamento pelo BNDES, variável binária para indicar se a usina pertence a um grupo econômico e variável binária para indicar se a usina está localizada na região Nordeste.

Os resultados do trabalho apontam que a eficiência técnica geral dos processos industriais pode melhorar entre 8 p.p. e 26 p.p. e a pesquisa indica que as usinas mais eficientes estão localizadas na região Centro-Sul. Além disso, o autor também destaca que a elevada

eficiência relativa entre as usinas mostra que a heterogeneidade da agroindústria canavieira ocorre devido a questões de conjuntura regional e à fase agrícola do processo produtivo.

Pereira e Silveira (2016) analisaram se uma amostra de 17 usinas da região Centro-Sul durante o período de 2001 a 2008 exploram todas as potencialidades da indústria. Para tanto, foi utilizado a modelagem DEA e o Índice de Malmquist. As variáveis utilizadas como *inputs* do modelo foram a quantidade de cana moída e o número de funcionários na área industrial e as variáveis utilizadas como *outputs* foram a produção de açúcar e a produção de etanol total (anidro e hidratado).

De acordo com os autores, quase nenhuma usina apresentou ganhos de produtividade no período analisado devido a inovações tecnológicas e também foi constatado que o setor apresenta um ambiente muito heterogêneo. Ou seja, empresas tecnicamente eficientes convivem com empresas muito atrasadas do ponto de vista tecnológico. Esse resultado vai de encontro com as conclusões apresentadas no trabalho de Silva (2019). Além disso, o índice de produtividade das usinas mais eficientes da amostra revela que o que manteve as taxas de crescimento positivas da produtividade foi a eficiência técnica seguida de eficiência de escala.

Por fim, os autores também indicam que há indícios de que as usinas apenas seguem movimento conjunto em direção a tecnologias já testadas no mercado e de comprovada eficiência por outras usinas.

Com o objetivo de investigar os resultados de um modelo para mensurar as eficiências técnica, de escala e econômica das agroindústrias canavieiras, Xavier (2014) utilizou uma amostra de 67 agroindústrias referente à safra 2012/2013. Para isso, o autor aplicou o DEA orientação insumo com simulações de *bootstrapping*. As variáveis utilizadas como *inputs* foram: (i) área utilizada para produção de cana-de-açúcar, (ii) quantidade de ART adquirida pelas agroindústrias de fazendeiros e (iii) quantidade de trabalhadores nos setores industriais e administrativos das usinas. As variáveis utilizadas como *outputs* foram: (i) açúcar, (ii) etanol e (iii) eletricidade.

Após estabelecida a estrutura completa do modelo empírico com as variáveis citadas anteriormente, Xavier (2014) realizou testes com dois objetivos: (i) avaliar a possibilidade de uma formulação de modelo mais simples e (ii) avaliar a natureza dos rendimentos de escala do modelo selecionado no passo anterior. A formulação do modelo escolhido, portanto, considera retornos constantes a escala e contém apenas as variáveis que representam a área das terras utilizadas para produção canavieira e a quantidade de ART adquirida pelas agroindústrias como *inputs* e o somatório de açúcar e etanol (medidos em ART) como única variável classificada como *output*.

Assim como em Danelon (2018), os resultados de Xavier (2014) indicam que as usinas localizadas na região Centro-Sul Tradicional são as mais eficientes do ponto de vista técnico, alocativo e econômico seguida pelas regiões Centro-Sul Expansão e Nordeste, respectivamente.

As principais recomendações para que 91% das usinas da amostra (100% das nordestinas) melhorem seus índices de eficiência econômica são basicamente: (i) reduzir os dois fatores avaliados (terra e compra de ATR) e (ii) aumentar a proporção de terra em relação à compra de ATR. Ou seja, a verticalização da produção de cana deve favorecer ganhos de eficiência econômica. Além disso, os resultados também sugerem que há potencial de aumento de 47 pontos percentuais na eficiência econômica das usinas brasileiras, ou seja, há um potencial de ganho de 90% de eficiência em relação aos níveis observados na safra 2012/2013.

Salgado Junior *et al.* (2014) analisaram a eficiência técnica de 355 usinas na safra 2008/2009 com o objetivo de avaliar os impactos das variáveis “tamanho” e “localização” na eficiência das usinas. Para isso, a pesquisa foi dividida em duas partes: quantitativa e qualitativa.

Na parte quantitativa foi utilizada a técnica DEA para classificar as usinas de acordo com suas eficiências técnicas relativas. Para tanto, foi considerada a quantidade de cana-de-açúcar para moagem como *input* e as quantidades de açúcar e etanol produzidos como *outputs* do modelo.

Na parte qualitativa foram realizadas visitas técnicas e entrevistas semiestruturadas com gestores dos departamentos agrícola e industrial. O objetivo dessa fase da pesquisa foi entender como as variáveis “tamanho” e “localização” se relacionam com a qualidade da bioamassa e com a eficiência técnica das usinas.

De acordo com o estudo, no que diz respeito à variável “localização”, há maior concentração de usinas classificadas como eficientes no estado de São Paulo, ou seja, há uma concordância com os resultados de Danelon (2018) e Xavier (2014) em relação à localização das usinas mais eficiente. A possível justificativa encontrada pelos autores para esse resultado é que as condições edafoclimáticas do estado favorecem uma produção de cana-de-açúcar com maior teor de sacarose, colaborando com uma maior produção de açúcar e etanol.

No que está relacionado com a variável “tamanho”, há uma proporção maior de usinas de porte classificado como grande no grupo de usinas eficientes, pois, segundo os autores, essas usinas possuem um maior incentivo para investir em tecnologias para aumentar a eficiência do processo produtivo. A pesquisa destaca o papel de duas tecnologias: (i) sistema de limpeza de cana a seco e (ii) filtro para tratamento do caldo. Ambas tecnologias representam uma

alternativa para melhorar a eficiência operacional frente à dificuldade de ampliação da capacidade produtiva.

Como pode ser observado na Tabela 2, outros exemplos de trabalhos que buscaram medir a eficiência do setor sucroenergético brasileiro são: Brunozi Júnior *et al.* (2012), Macedo *et al.* (2010), Cano e Tupy (2005), Campos *et al.* (2006), Pereira e Tavares (2020), Lemos *et al.* (2016), Melo (2010), Pachiel (2009) e Braga (2016).

Tabela 2. Síntese dos trabalhos que mensuraram a eficiência do setor sucroalcooleiro

Referência	Objetivo	Local	Amostra	Período	Método
Lemos <i>et al.</i> (2019)	Propor práticas agrícolas e industriais para aumentar a eficiência das usinas	Brasil	33 usinas	Safras de 2006/2007 a 2015/2016	DEA BCC <i>bootstrap</i> (orientação produto)
Silva (2019)	Avaliar a evolução da eficiência produtiva entre as usinas	Brasil	32 usinas	2006 a 2015	DEA BCC e DEA CCR/ Malmquist (orientação insumo)
Duarte <i>et al.</i> (2019)	Propor práticas contribuam para aumentar a eficiência técnica em uma usina	Brasil	33 usinas	Safras de 2010/2011 a 2014/2015	DEA BCC <i>bootstrap</i> (orientação produto)
Danelon (2018)	Estimar o nível de eficiência técnica das usinas e identificar os determinantes na produção industrial de açúcar e etanol	Brasil	121 usinas	Safras de 2013/2014 a 2016/2017	SFA (Cobb-Douglas e Translog)
Pereira e Tavares (2017)	Avaliar a eficiência técnica e de escala das regiões Nordeste, Centro-Sul tradicional e Centro-Sul expansão	Brasil	15 DMUs	Safras de 2007/2008 a 2011/2012	DEA BCC e DEA CCR (orientação insumo)
Rodrigues <i>et al.</i> (2016)	Estimar e analisar a eficiência técnica do setor canavieiro dos municípios paulistas	São Paulo	Municípios paulista	Safra de 2007/2008	SFA (Cobb-Douglas)
Pereira e Silveira (2016)	Analisar a produtividade total dos fatores (PTF) das usinas e seus componentes	Centro-Sul	17 usinas	2001 a 2008	DEA BCC/ Malmquist (orientação insumo)
Xavier (2014)	Desenvolver e aplicar um critério para mensurar a eficiência econômica da produção do setor	Brasil	67 usinas	Safra 2012/2013	DEA <i>bootstrap</i> (orientação insumo)
Salgado Junior <i>et al.</i> (2014)	Analisar o impacto das variáveis tamanho e localização na eficiência operacional das usinas	Brasil	355 usinas	Safra 2008/2009	DEA CCR (orientação produto)
Brunozi Júnior <i>et al.</i> (2012)	Determinar o grau de eficiência técnica e produtiva e analisar os desempenhos econômicos e financeiros das usinas	São Paulo	17 usinas	Safra 2008/2009	DEA BCC e DEA CCR (orientação insumo)
Macedo <i>et al.</i> (2010)	Analisar o desempenho socioambiental de usinas processadoras de cana	Brasil	19 usinas	2004 a 2006	DEA CCR (orientação produto)
Pereira e Tavares (2020)	Investigar se a eficiência do setor sucroenergético tem sofrido alterações com o passar do tempo	Brasil	15 DMUs	2008 a 2012	DEA BCC e DEA CCR/Análise de Janelas (orientação produto)
Lemos <i>et al.</i> (2016)	Verificar as localizações das usinas sucroalcooleiras que obtiveram maiores eficiências	Brasil	352 usinas	Safras de 2005/2006 a 2014/2015	DEA BCC (orientação produto)

Referência	Objetivo	Local	Amostra	Período	Método
Melo (2010)	Estimar a eficiência econômica da produção de cana-de-açúcar dos produtores independentes do Paraná	Paraná	59 DMUs	2009 e 2010	DEA BCC (orientação insumo)
Pachiel (2009)	Analisar a eficiência de usinas beneficiadoras de cana-de-açúcar de São Paulo	São Paulo	16 usinas	Safra 2006/2007	DEA BCC e DEA CCR (orientação insumo)
Braga (2016)	Mensurar e analisar o nível e determinantes de eficiência técnica das usinas	Brasil	115 usinas	Safra 2011/2012	DEA BCC e DEA CCR (orientação produto)

Fonte: elaborada pelo autor.

4.3. Tecnologia e eficiência ambiental

Nesta seção se inicia com a apresentação do modelo de tecnologia ambiental baseado em Färe et al. (2007), que define a produção conjunta para *outputs* desejáveis (*good*) e indesejáveis (*bad*). Assim como, são detalhados conceitos como *weak disposability* (descartabilidade fraca) e *strong disposability* (descartabilidade forte). Por fim, um conceito para eficiência ambiental é introduzido para o caso brasileiro.

O vetor de *inputs* é definido como $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)' \in \mathbb{R}_+^N$, o vetor de *good outputs* é definido como $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_M)' \in \mathbb{R}_+^M$ e o vetor de *bad outputs* é definido como $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_J)' \in \mathbb{R}_+^J$. Para uma usina produtora de etanol a partir de cana-de-açúcar, por exemplo, os *inputs* podem ser considerados como terra, trabalho, capacidade de moagem e insumos (diesel, fertilizantes e corretivos). Já os *good outputs* podem ser representados como etanol hidratado, etanol anidro e açúcar. O *bad output*, por sua vez, poderia ser tomado a partir da emissão de CO₂.

Para representar a modelagem da tecnologia ambiental, aplica-se o conjunto de produção conforme especificado a seguir: $P(x) = \{(y, b) : x \text{ pode produzir } (y, b)\}$, $x \in \mathbb{R}_+^N$. Isto significa que para cada vetor de *inputs*, o conjunto de produção $P(x)$ é definido pela combinação de *good* e *bad outputs* que o vetor de *inputs* pode produzir.

Essa tecnologia ambiental deve satisfazer três axiomas básicos:

1. $\{0\} \in P(x)$ para todo $x \in \mathbb{R}_+^N$;
2. $P(x)$ é compacto para todo $x \in \mathbb{R}_+^N$;
3. $P(x) \subseteq P(x')$ se $x' \geq x$.

Em palavras, esses axiomas representam, respectivamente, que (1) a inatividade é sempre possível, (2) *inputs* finitos só podem produzir *outputs* finitos e (3) os *inputs* são livremente descartáveis ou possuem produtividade marginal não negativa.

Segundo Zhengfei e Lansink (2003), no processo produtivo, *inputs* são fortemente (ou livremente) descartáveis se eles podem ser descartados sem custos. Por outro lado, descartabilidade fraca dos insumos significa que aumentar a quantidade utilizada de um insumo implica diminuir a quantidade produzida ou aumentar a quantidade utilizada do outro insumo para manter o mesmo nível de produção.

Retornando à tecnologia ambiental, é preciso definir algumas características e/ou premissas para o modelo. A primeira característica refere-se ao tipo de descartabilidade dos *outputs*. Para isso, o axioma quatro é dividido em dois axiomas:

$$4a. (y, b) \in P(x) \wedge 0 \leq \theta \leq 1 \rightarrow (\theta y, \theta b) \in P(x);$$

$$4b. (y, b) \in P(x) \wedge (y', b') \leq (y, b) \rightarrow (y', b') \in P(x).$$

Em outras palavras, o axioma 4a representa a suposição fraca de descartabilidade entre os *outputs*, ou seja, se x pode produzir (y, b) , então é viável reduzir esses *outputs* por θ . Em contrapartida, o axioma 4b reflete a suposição forte de descartabilidade entre os *outputs*. Isto significa que é possível reduzir ambos *outputs* (*bad* e *good*) de forma não proporcional, isto é, pode-se descartar *output* indesejável, por exemplo, sem necessariamente descartar *output* desejável.

A escolha de qual pressuposto será considerado na análise depende do pesquisador e problema estudado. Sesmero et al. (2012), por exemplo, consideraram forte descartabilidade dos *inputs* e *outputs* para avaliar a eficiência ambiental de sete usinas de etanol de milho dos EUA.

Outra característica que precisa ser definida refere-se à dependência entre os *outputs*. Logo, o próximo axioma pode ser chamado de axioma do subproduto:

$$5. (y, b) \in P(x) \wedge b = 0 \rightarrow y = 0.$$

Assumir o axioma 5 como pressuposto em um modelo significa que os *outputs* indesejáveis são subprodutos dos *outputs* desejáveis, ou seja, se *good output* é produzido, então *bad output* também é produzido.

Por fim, pode-se assumir que os *outputs* desejáveis são livremente descartáveis por meio do próximo axioma:

$$6. (y, b) \in P(x) \wedge y' \leq y \rightarrow (y', b) \in P(x).$$

A Figura 9 ilustra os conceitos anteriormente apresentados. Considerando apenas os três axiomas básicos e a suposição forte de descartabilidade para todos os *outputs*, o polígono $OFBCDE$ representa o conjunto de produção $P(x)$. Isto significa que o ponto (y, b) pode se deslocar para a esquerda, onde $b = 0$ livremente.

Contudo, considerando os axiomas básicos, a suposição fraca de descartabilidade entre os *outputs* desejáveis e indesejáveis, o axioma do subproduto e que os *outputs* desejáveis são livremente descartáveis, o polígono $OABCDE$ representa o conjunto de produção $P(x)$. Dessa forma, reduzir a quantidade do *output* indesejável implicaria em um custo de oportunidade associado ao *output* desejável, ou seja, apenas um deslocamento proporcional de (y, b) para $(\theta y, \theta b)$ é sempre factível, e zerar o *bad output* implica zerar o *good output*. Além disso, o único ponto em comum entre o eixo das ordenadas e o conjunto de produção $P(x)$ é a origem, isto é, b é um subproduto de y .

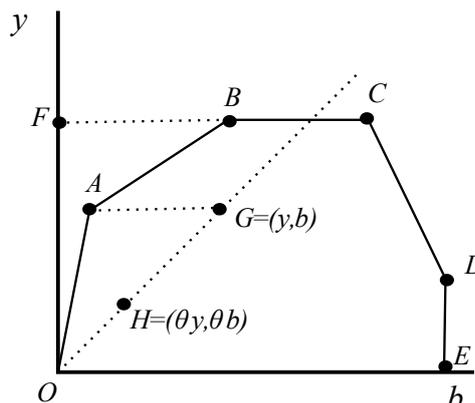


Figura 9. Tecnologia ambiental

Fonte: elaboração própria do autor com base em Färe et al. (2007) e Tyteca (1997).

Considere agora que: (i) os pontos A , B , C , D e G representam firmas, (ii) o processo produtivo é representado por 1 good output (y) e 1 bad output (b), dado um nível de input e (iii) tais firmas buscam maximizar o output desejável e minimizar o output indesejável. Logo, o seguimento $OABCDE$ representa a fronteira de produção empírica e um conceito para eficiência ambiental surge naturalmente baseado na eficiência no sentido de Koopmans.

A firma G , por exemplo, não está sobre a fronteira e pode melhorar sua performance ambiental reduzindo a quantidade produzida de bad output, mas mantendo constante o nível de good output (deslocar-se para o ponto A). Por outro lado, apesar de estar sobre a fronteira, a firma C também pode melhorar sua performance ambiental deslocando-se paralelamente ao eixo das abscissas para o ponto B . Em outras palavras, a eficiência ambiental pode ser representada pela possível redução do bad output: quanto menor o potencial de redução do bad output, maior a eficiência ambiental.

4.4. RenovaCalc e a Nota de Eficiência Energético-Ambiental do RenovaBio

Com o objetivo de calcular a Nota de Eficiência Energético-Ambiental (NEEA) dos produtores ou importadores de biocombustíveis, a RenovaCalc apresenta-se como um dos principais instrumentos do RenovaBio. A ferramenta encontra-se disponível no sítio da ANP e é constituída por um conjunto de planilhas na plataforma Excel, contendo um banco de dados e uma estrutura de cálculo específica para cada tipo de biocombustível contemplado pelo Programa.

A NEEA (medida em g CO_2 equivalente por megajoule ou $\text{gCO}_{2\text{eq}}/\text{MJ}$) é calculada com base na técnica de avaliação de ciclo de vida, considerando a diferença entre as intensidade

de carbono derivadas da produção do biocombustível e a emissão associada ao consumo do seu combustível fóssil equivalente (MATSUURA et al., 2018).

A análise de ciclo de vida utilizada é conhecida como atribucional, cujo objetivo é atribuir a um produto (fabricado em dado momento) parcela das emissões totais de poluentes e do consumo de recursos na economia (Weidema e Ekvall, 2009, apud Brasil, 2018). Para isso, foi considerada a abordagem “do poço à roda”, isto significa que são contabilizados todos os fluxos de material e energia consumidos durante o processo produtivo (extração de recursos naturais, compra/produção e tratamento da biomassa, produção do biocombustível e fases de transporte) até a combustão do biocombustível em motores (Brasil, 2018).

Atualmente, há nove rotas de produção para quatro biocombustíveis inseridas na RenovaCalc. O etanol possui seis rotas: (a) etanol de primeira geração de cana-de-açúcar, (b) etanol de primeira geração de milho, (c) etanol de primeira geração de cana-de-açúcar e milho, (d) etanol importado de primeira geração de milho, (e) etanol de segunda geração e (f) etanol de usina integrada. Além disso, há uma rota para cada um dos seguintes biocombustíveis: (a) combustíveis alternativos sintetizados por ácidos graxos e ésteres hidroprocessados (HEFA) de soja, (b) biodiesel e (c) biometano. O produtor deve informar os principais parâmetros de cada fase (agrícola, industrial e distribuição) do processo produtivo do biocombustível e a calculadora gera as intensidades de carbono para cada etapa.

Na fase agrícola é preciso preencher parâmetros de produção de biomassa própria e/ou de fornecedores externos. Tais parâmetros podem ser preenchidos com dados tipo primário (perfil específico) ou com dados tipo padrão. Apenas os parâmetros área total, produção total e resíduos agrícolas recolhidos (e.g., palha de cana-de-açúcar) devem ser preenchidos obrigatoriamente com dados primários. Os valores consolidados dos parâmetros são calculados por meio de uma média ponderada das informações de produção própria e de fornecedores, adotando como fator de ponderação o volume de produção da biomassa (Brasil, 2018).

Segundo Matsuura et al. (2018), os dados com perfil padrão representam uma alternativa para o preenchimento da RenovaCalc quando as informações detalhadas do processo produtivo agrícola são desconhecidas, pois esse perfil de dados representa o nível tecnológico médio nacional e considera fatores de penalização. Ainda de acordo com os autores, as práticas que mais impactam a emissão de gases do efeito estufa na fase agrícola são as seguintes: uso do calcário, uso de insumos nitrogenados, queima de resíduos agrícolas e consumo de combustível fóssil em operações mecanizadas.

Em relação à fase industrial, o produtor só tem a opção de preencher os parâmetros utilizando dados primários do processo produtivo do biocombustível. Nessa fase são utilizadas

informações referentes ao processamento e rendimento do biocombustível, consumo de combustíveis e geração de vapor/eletricidade. Segundo Matsuura et al. (2018), o desempenho ambiental nessa fase depende, sobretudo, do rendimento de produtos e coprodutos e do consumo de combustíveis e energia elétrica.

Para os cálculos referentes à fase de distribuição, o produtor (ou importador) deve apresentar as mesmas informações independente do biocombustível produzido: as frações do biocombustível transportado por cada sistema logístico. Os sistemas disponíveis são o rodoviário, o dutoviário, o ferroviário, o marítimo (apenas para o etanol combustível importado produzido a partir de milho) e o fluvial.

Os cálculos de emissão de gases de efeito estufa são realizados considerando a distância média de distribuição entre a unidade produtora até o consumidor final para cada sistema logístico. Caso a unidade produtora não possua documentos que comprovem os sistemas utilizados, deve ser utilizado o sistema rodoviário - exceto para o etanol importado produzido a partir de milho, que deve ser utilizado o sistema marítimo como padrão.

Após preenchimento dos parâmetros de todas etapas do processo produtivo, a *RenovaCalc*, então, realiza o cálculo da intensidade de carbono para a produção do biocombustível contabilizando: (i) emissões associadas à produção dos insumos agrícolas e industriais, (ii) emissões associadas aos processos agroindustriais (uso de fertilizantes e corretivos ou produção do biocombustível e coprodutos, por exemplo), (iii) emissões associadas à distribuição do biocombustível e (iv) emissões associadas ao uso do biocombustível.

Além disso, a calculadora do *RenovaBio* realiza a conversão das emissões dos gases de efeito estufa para a mesma unidade de medida: g CO₂ equivalente. Para isso, são utilizados os seguintes fatores de transformação para cada gás: CO₂ = 1, CH₄ fóssil = 30, CH₄ biogênico = 28 e N₂O = 265.

Dessa forma, a calculadora gera cinco medidas de intensidade de carbono. Uma para cada etapa do processo produtivo (agrícola, industrial e transporte), uma para o uso (queima do biocombustível) e uma medida que é calculada através do somatório das quatro medidas anteriores. Essa última intensidade de carbono é utilizada para calcular a diferença com a intensidade de carbono do combustível fóssil equivalente e gerar a Nota de Eficiência Energético-Ambiental em g CO₂ eq./MJ. Em outras palavras, quanto menor for a intensidade de carbono do biocombustível produzido, maior será a eficiência energético-ambiental da usina.

A Nota de Eficiência Energético-Ambiental, calculada a partir da intensidade de carbono do etanol produzido por cada unidade produtora, determina a quantidade de etanol que

será comercializada para que a usina possa emitir um crédito de descarbonização (usualmente conhecido como CBIO).

O CBIO será comercializado pela unidade produtora em mercado organizado, tendo os distribuidores como parte obrigada. Esses agentes devem adquirir o referido título para cumprimento das suas metas individuais de descarbonização.

Isso posto, fica evidente, ao menos para efeito de emissões de gases causadores do efeito estufa (GEE), que a intensidade de carbono mensurada na RenovaCalc pode ser utilizada como *bad output* de forma a definir a eficiência ambiental das unidades produtoras de etanol.

4.5. Estudos que mensuraram eficiência ambiental

Ao avaliar o desempenho de produtores faz sentido creditá-los pelos *outputs* desejáveis e penalizá-los pelos *outputs* indesejáveis, ou seja, “bens” e “maus” devem ser tratados de maneiras distintas (Färe et al., 1989). A literatura que lida com *bad outputs* para estimar a eficiência ambiental pode ser dividida em dois grandes grupos. O primeiro grupo diz respeito aos métodos não-paramétricos e são representados pela abordagem DEA. Já o segundo grupo, refere-se aos métodos paramétricos e são representados pela análise de fronteira estocástica (SFA) e programação linear paramétrica.

Segundo Du e Mao (2015), a abordagem não-paramétrica DEA é uma técnica baseada em programação linear que estabelece a fronteira de produção combinando todas as observações de *inputs* e *outputs*. Sua principal vantagem é não ser necessário impor previamente uma forma funcional para representar a tecnologia. Já o método de programação linear paramétrica, ainda segundo os autores, estima a fronteira de produção minimizando a soma das diferenças entre as funções de distância estimadas do conjunto de produção observado e de suas projeções na fronteira de produção. Por fim, a SFA determina a fronteira de produção por estimativas econométricas e, portanto, tem a vantagem de levar em consideração o ruído estatístico.

Färe et al. (1989) realizaram um dos primeiros e mais importantes trabalhos que foram modelados *bad outputs* utilizando uma abordagem não-paramétrica. Com o objetivo de desenvolver e aplicar uma medida de desempenho que considere *outputs* desejáveis e indesejáveis, os autores utilizaram dados de uma amostra referente a firmas que produzem papel e aplicaram um modelo DEA. Além disso, o trabalho introduziu a noção de que o *output* indesejável não pode ser descartado livremente, conforme o conceito de descartabilidade fraca.

Nos últimos anos, diversos trabalhos empíricos buscaram calcular o desempenho ambiental de unidades produtivas similares. Sesmero et al. (2012), por exemplo, avaliaram a eficiência ambiental de sete usinas de etanol de milho da região Centro-Norte dos EUA, usando DEA. O desempenho ambiental das usinas é avaliado com base nas emissões de gases de efeito estufa derivados do etanol produzido, calculado pela análise do ciclo de vida com base no uso de insumos e medido em g CO₂ equivalentes. O estudo sugere que mudanças nas combinações de insumos e subprodutos ao longo da fronteira de produção podem favorecer uma redução de 6% nas emissões da usina média.

Wang et al. (2019) analisaram a eficiência ambiental da indústria siderúrgica da China por nível de processo. Para isso, os autores coletaram dados de 54 empresas para o ano de 2017, utilizaram 3 modelos DEA (BCC, SBM e Bootstrap) e investigaram os fatores que influenciam a eficiência ambiental via análise de regressão. Para cada nível do processo (sinterização, aquecimento de carvão, fabricação de ferro, fabricação de aço e rolamento de aço) foram considerados diferentes *inputs* e *outputs*. Alguns exemplos de *outputs* indesejáveis do trabalho são emissões de NO_x (óxidos de nitrogênio), PM (partículas atmosféricas) e SO₂. As conclusões do estudo indicam que há diferenças no desempenho ambiental de cada processo de acordo com o modelo considerado e região analisada.

Kuhn et al. (2018) calcularam as eficiências técnica e ambiental de 405 fazendas de suínos da China para o ano de 2013 por meio de um modelo DEA (SBM). Além disso, os autores investigaram os efeitos dos tipos e tamanhos das fazendas e de políticas ambientais sobre essas eficiências via análise de regressão. Os *outputs* indesejáveis utilizados foram a emissão de amônia e a demanda química de oxigênio. Os resultados sugerem que as fazendas de porte médio apresentam baixa eficiência ambiental e altos custos de abatimento de poluição devido às opções limitadas de descartar resíduos.

Outros exemplos de trabalhos recentes que calcularam eficiência ambiental utilizando DEA são Walker et al. (2019) e Cechini et al. (2018). O primeiro compara as eficiências técnicas e ambientais de empresas de água e esgoto no Reino Unido e Irlanda. O segundo estudo calcula os escores de eficiência para um *output* desejável (produção de leite) e para um *output* indesejável (emissão de CO₂ equivalente) para 10 fazendas leiteiras da Umbria (Itália). Outras aplicações de modelos não-paramétricos DEA para avaliar desempenho ambiental podem ser verificadas em Song et al. (2012) e Sueyoshi et al. (2017), ambos trabalhos de revisão de literatura.

Em relação ao grupo de trabalhos que utilizam métodos paramétricos, Färe et al. (2005) desenvolveram um importante estudo. Utilizando dados referentes a 209 empresas de

energia elétrica dos EUA, os autores estimaram as eficiências técnica e ambiental antes (1993) e depois (1997) da implementação de um programa de regulamentação ambiental, considerando a eletricidade gerada como *output* desejável e emissões de SO₂ como *output* indesejável. Além disso, também foi calculado o preço sombra do SO₂ e a elasticidade de substituição entre os *outputs*.

Outro exemplo de estudo que utiliza uma abordagem paramétrica é Wei et al. (2013). A pesquisa analisa os preços-sombra do CO₂ e seus determinantes no setor elétrico chinês e também calcularam a máxima expansão da geração de energia e a máxima contração das emissões de CO₂. Com dados referentes a 124 empresas para o ano de 2004, os autores estimaram os parâmetros para uma função de distância direcional de forma determinística (programação linear) e de forma econométrica. Os resultados do estudo sugerem que o *output* desejável (geração de energia) pode ser expandido em 43,7 a 135,4 MWh e o *output* indesejável pode ser simultaneamente reduzido em 45,5 a 140,8 mil toneladas em uma empresa representativa.

Utilizando dados referentes aos anos de 2004 e 2008, Du e Mao (2015) estimaram a eficiência ambiental, o potencial de redução e o custo de abatimento das emissões de CO₂ para usinas de carvão da China, utilizando programação linear paramétrica. Os resultados indicam que existe espaço para melhorar o desempenho ambiental das empresas. Se todas as usinas estivessem operando em suas fronteiras, as emissões de CO₂ em 2004 e 2008 poderiam ter sido reduzidas em 52% e 70%, respectivamente. Além disso, o custo de abatimento médio de emissão de CO₂ foi estimado em 955 Yuan/t em 2004 e 1142 Yuan/t em 2008.

Outro exemplo mais recente de estudo que utilizou uma abordagem paramétrica é Tao Du et al. (2019). Os autores avaliaram o potencial de redução de impactos ambientais em indústrias manufatureiras e de processamento chinesas que cobrem 26 setores durante o período de 2000 a 2016. Para tanto, os autores utilizaram a SFA e assumiram que a eficiência ambiental seria representada pela emissão de gases de efeito estufa, mensurada em t CO₂ equivalentes. Os resultados mostram que não há muito espaço para melhorar a eficiência ambiental com a tecnologia fixa, ou seja, novos avanços de tecnologia para reduzir emissões devem ser aplicados na indústria chinesa.

Há, portanto, alguns métodos (paramétricos e não-paramétricos) e modelos para mensurar a eficiência ambiental que podem variar de acordo com o objetivo do estudo, disponibilidade dos dados e escolha do pesquisador. A abordagem utilizada nesse trabalho será apresentada nas próximas seções.

5. METODOLOGIA

5.1. Análise Envoltória de Dados (DEA)

O método DEA (sigla para *Data Envelopment Analysis*) é uma abordagem não paramétrica para avaliar as performances de um grupo de entidades que transformam *inputs* em *outputs*, chamadas de unidades tomadoras de decisão (DMUs, sigla para *Decision-Making Units*). Para isso, a abordagem não requer conhecimento profundo acerca do processo produtivo, porém deve-se considerar algumas suposições gerais sobre o conjunto tecnológico no que diz respeito à convexidade, descartabilidade e retornos de escala (Scheel, 2001).

De acordo com Cooper et al. (2011), DEA é uma metodologia direcionada para fronteiras ao invés de tendências centrais como, por exemplo, regressões estatísticas. Isto significa que a partir de um conjunto de dados, procura-se definir uma fronteira que represente a “melhor prática” em transformar *inputs* em *outputs*, baseada nas DMUs com melhor desempenho no sentido de Farrell (eficiência técnica). Consequentemente, as eficiências (ou ineficiências) relativas das outras DMUs são calculadas em relação a essa fronteira.

Modelos DEA podem ser classificados de acordo com a orientação e em relação aos retornos de escala (constantes ou variáveis). No que diz respeito à orientação, caso o método procure identificar a ineficiência técnica como uma redução proporcional dos *inputs* utilizados, mantendo os níveis de *outputs* constantes, o modelo é orientado a *inputs*. Por outro lado, caso a ineficiência técnica seja mensurada como um incremento proporcional dos *outputs*, mantendo os níveis de *inputs* constantes, o modelo é orientado a *outputs* (Coelli et al., 2005).

Com o objetivo de mensurar as eficiências relativas de DMUs no setor público, Charnes, Cooper e Rhodes (1978) se basearam no trabalho de Farrell (1957) para propor o modelo “original” (DEA CCR), cuja orientação é de *inputs* e os retornos de escala são constantes. Alguns anos depois, Banker, Charnes e Cooper (1984) propuseram uma adaptação para que o modelo considerasse retornos variáveis de escala (DEA BCC). A seguir, baseado em Coelli et al. (2005), esses dois modelos clássicos são apresentados.

5.1.1. Modelos básicos DEA

Considerando uma DMU i , seu vetor de *inputs* é definido como $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{iN})' \in \mathbb{R}_+^N$, seu vetor de *outputs* é definido como $\mathbf{y}_i = (y_{i1}, \dots, y_{iM})' \in \mathbb{R}_+^M$ e $i = 1, \dots, I$. Isto significa que $\mathbf{X}_{N \times I}$ (matriz de *inputs*) e $\mathbf{Y}_{M \times I}$ (matriz de *outputs*) representam todos os dados das I firmas. Coelli et al. (2005), então, apresenta o método por meio de um problema de programação matemática cujo objetivo é encontrar uma medida da razão entre todos os *outputs* e todos os *inputs*, ou seja, $\mathbf{u}'\mathbf{y}_i/\mathbf{v}'\mathbf{x}_i$, onde \mathbf{u} é um vetor de pesos $M \times 1$ associados aos *outputs* e \mathbf{v} é um vetor de pesos $N \times 1$ associados aos *inputs*. Dessa forma, os valores ótimos dos pesos são obtidos via solução do problema indicado em (5).

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{u}, \mathbf{v}} (\mathbf{u}'\mathbf{y}_i/\mathbf{v}'\mathbf{x}_i), \\ & \text{s. a} \quad (\mathbf{u}'\mathbf{y}_j/\mathbf{v}'\mathbf{x}_j) \leq 1, \quad j = 1, \dots, I, \\ & \quad \mathbf{u}, \mathbf{v} \geq 0. \end{aligned} \tag{5}$$

Em palavras, isto significa que a solução desse problema envolve encontrar valores ótimos para \mathbf{u} e \mathbf{v} de tal forma que a eficiência da firma i seja maximizada, sujeita às restrições de que as medidas de eficiência para cada firma sejam iguais ou menores do que a unidade. Deve-se, portanto, resolver (5) para cada DMU da amostra e encontrar o conjunto de pesos mais favorável a cada uma delas (COELLI et al., 2005).

Um problema que a formulação (5) apresenta é a possibilidade de várias soluções ótimas devido a presença de razões, pois se $(\mathbf{u}^*, \mathbf{v}^*)$ é uma solução, então $(\alpha\mathbf{u}^*, \alpha\mathbf{v}^*)$ também será. Para contornar tal situação, a formulação (5) é alterada para a formulação (6) acrescentando a restrição $\mathbf{v}'\mathbf{x}_i = 1$. Segundo Coelli et al. (2005), a forma do modelo DEA em (6) é conhecida como multiplicativa.

$$\begin{aligned} & \max_{\mu, \mathbf{v}} (\mu'\mathbf{y}_i), \\ & \text{sa} \quad \mathbf{v}'\mathbf{x}_i = 1 \\ & \quad \mu'\mathbf{y}_j - \mathbf{v}'\mathbf{x}_j \leq 0, \quad j = 1, \dots, I, \\ & \quad \mu, \mathbf{v} \geq 0. \end{aligned} \tag{6}$$

Apesar da formulação (6) ser relativamente didática, o princípio da dualidade fornece outra forma do modelo que apresenta menos restrições e, por isso, geralmente é preferível.

Segundo Xavier (2014), essa preferência pelo modelo (7) justifica-se pelo seu melhor desempenho computacional em função do menor número de restrições quando o número de DMUs é superior ao número de *inputs* somados com *outputs* ($I + 1 > N + M$). Além disso, (7) satisfaz $\theta \leq 1$, que é um escalar que representa o escore de eficiência da DMU i , e λ é um vetor $I \times 1$ de constantes. DMUs que apresentam $\theta = 1$ estão na fronteira e significa que são eficientes no sentido de Farrell (1957). Portanto, assim como em (5), deve-se resolver (7) para cada MDU na amostra.

$$\begin{aligned} & \min_{\theta, \lambda} \theta, \\ & \text{sa} \quad -\mathbf{y}_i + \mathbf{Y}\lambda \geq 0, \\ & \quad \theta \mathbf{x}_i - \mathbf{X}\lambda \geq 0, \\ & \quad \lambda \geq 0. \end{aligned} \tag{7}$$

A interpretação em (7) é direta: para cada firma i a solução busca contrair de forma radial o vetor de *inputs* \mathbf{x}_i o máximo possível, dado o conjunto factível de *inputs*. O limite de tal conjunto é determinado pela isoquanta empírica formada a partir dos dados observados. A contração radial de \mathbf{x}_i projeta um novo ponto na fronteira que representa a combinação linear de outros pontos que já formavam a fronteira originalmente. Essa interpretação é apresentada na Figura 10 para um exemplo onde as firmas utilizam dois *inputs* para produzir um *output*. A fronteira é representada por SS' , os pontos A e B representam firmas eficientes ($\theta = 1$), os pontos C e D representam firmas ineficientes ($\theta < 1$) e os pontos C' e D' representam combinações lineares.

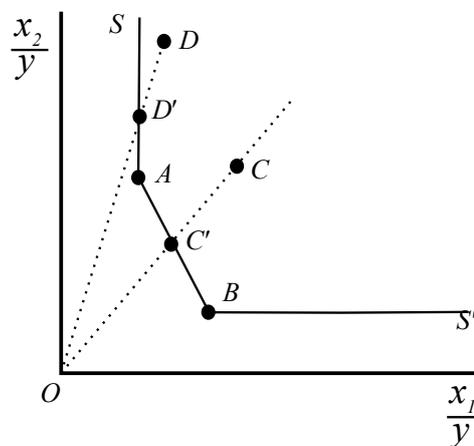


Figura 10. Contração radial dos *inputs*

Fonte: Elaborado pelo autor com base em Coelli et al. (2005).

Segundo Coelli et al. (2005) e seguindo a notação em Scheel (2001), a tecnologia associada ao problema linear (7) pode ser representada por $T = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \mid \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{X} \leq \mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{Y} \geq \mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}\}$. Tal tecnologia define um conjunto de produção que é fechado e convexo, exhibe retornos constantes de escala e assume a suposição forte de descartabilidade.

De acordo com Coelli et al. (2005), é razoável considerar retornos constantes de escala quando todas DMUs operam em uma escala ótima. Porém, fatores institucionais como, por exemplo, competição imperfeita ou regulamentos governamentais podem favorecer um desempenho em uma escala não ótima. Logo, faz sentido ajustar o modelo DEA para considerar que nem todas DMUs operem em escala ótima. Para isso, inclui-se a restrição de convexidade $\mathbf{e}^T \boldsymbol{\lambda} = 1$, onde $\mathbf{e}^T = (1, \dots, 1)$ em uma dimensão apropriada com o problema, conforme é mostrado em (8).

$$\begin{aligned} \min_{\theta, \boldsymbol{\lambda}} \quad & \theta, \\ \text{sa} \quad & -\mathbf{y}_i + \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda} \geq 0, \\ & \theta \mathbf{x}_i - \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda} \geq 0, \\ & \mathbf{e}^T \boldsymbol{\lambda} = 1 \\ & \boldsymbol{\lambda} \geq 0. \end{aligned} \tag{8}$$

Nesse caso, a projeção de uma DMU na fronteira é uma combinação convexa das outras DMUs. Isto significa que a inclusão da restrição de convexidade garante que firmas ineficientes sejam comparadas apenas com firmas de tamanhos similares (Coelli et al., 2005). Além disso, seguindo a notação em Scheel (2001), a tecnologia que representa (8) é similar à tecnologia que representa (7), com o acréscimo da restrição de convexidade: $T = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \mid \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{X} \leq \mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{Y} \geq \mathbf{y}, \boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}, \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{e} = 1\}$.

Ainda de acordo com Coelli et al. (2005), se existir diferenças entre os escores considerando retornos constantes de escala (7) e retornos variáveis de escala (8), significa que há ineficiência de escala. Diante dessa situação, pode-se calcular a eficiência de escala (SE) de uma DMU. Seguindo a notação de Xavier (2014), consideremos o escore em (7) como θ_{RCE} e o escore em (8) como θ_{RVE} . O cálculo para obter a SE é direto como mostrado em (9).

$$SE = \frac{\theta_{RCE}}{\theta_{RVE}} \tag{9}$$

A lógica apresentada a partir de (9) pode ser melhor entendida por meio da Figura 11 que ilustra um exemplo de modelo DEA CCR e DEA BCC, ambos com orientação a *inputs*, ou seja, mantém-se o nível de *outputs* constante e reduz-se o nível de *inputs* de forma radial (contração representada pelo seguimento horizontal AP). Além disso, admite-se que as firmas utilizam apenas um *input* (x) para produzir um *output* (y), a fronteira de produção OC apresenta retornos constantes de escala, a fronteira OV apresenta retornos variáveis de escala e os pontos P' e P'' representam as projeções da DMU P em cada uma das fronteiras.

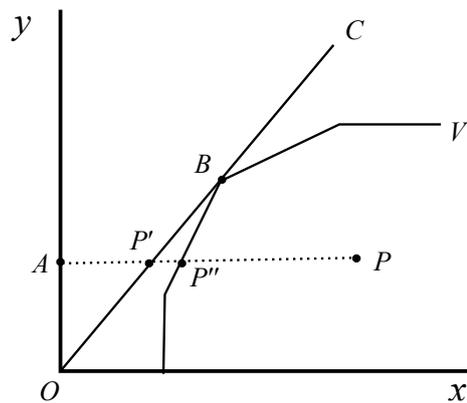


Figura 11. Medidas de eficiência em DEA

Fonte: Elaborado pelo autor com base em Coelli et al. (2005).

Nesse contexto, as medidas de θ_{RCE} , θ_{RVE} e SE para a DMU P são representadas, respectivamente, por (10), (11) e (12). Além disso, observa-se que o ponto B encontra-se em ambas fronteiras, o que significa que não há ineficiência de escala para a DMU em questão.

$$\theta_{RCE} = \frac{AP'}{AP} \quad (10)$$

$$\theta_{RVE} = \frac{AP''}{AP} \quad (11)$$

$$SE = \frac{AP'}{AP''} \quad (12)$$

5.1.2. O modelo aditivo de DEA

A mensuração da eficiência técnica pelos modelos (7) e (8) podem apresentar algumas limitações. De acordo com a Figura 10, uma DMU representada pelo ponto D' poderia reduzir a quantidade do *input* x_2 e manter o nível de *output* constante (deslocar-se para o ponto A). Em

outras palavras, o ponto D' é eficiente no sentido de Farrell (1951) mas não é eficiente no sentido de Koopmans (1951, p. 60, apud FRIED et al., 1993).

Segundo Coelli et al. (2005), esse caso é conhecido como excesso de *input* (de forma similar, também pode acontecer o caso de déficit de *output*) e pode ser tratado resolvendo um segundo problema de programação linear (13) após calcular o θ_{RVE} , por exemplo, para identificar as variáveis de folga. Onde \mathbf{s}^+ e \mathbf{s}^- são vetores de variáveis de folga que representam os déficits (ou possíveis incrementos) de cada *output* e os excessos (ou possíveis decréscimos) de cada *input*, respectivamente. Nota-se que o θ_{RVE} é um escalar conhecido e, assim como nos modelos (7) e (8), o modelo (13) deve ser resolvido para cada DMU da amostra.

$$\begin{aligned}
 & \min_{\lambda, \mathbf{s}^+, \mathbf{s}^-} - (\mathbf{e}^T \mathbf{s}^+ + \mathbf{e}^T \mathbf{s}^-), \\
 & \text{sa } -\mathbf{y}_i + \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda} - \mathbf{s}^+ = 0, \\
 & \quad \theta_{RVE} \mathbf{x}_i - \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda} - \mathbf{s}^- = 0, \\
 & \quad \mathbf{e}^T \boldsymbol{\lambda} = 1 \\
 & \quad \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{s}^+, \mathbf{s}^- \geq 0.
 \end{aligned} \tag{13}$$

Uma forma de tratar as variáveis de folga diretamente na função objetivo resolvendo apenas um problema de programação linear é por meio do modelo aditivo (14), proposto por Charnes et al. (1985). De acordo com Scheel (2001), esse modelo é equivalente à eficiência técnica no sentido de Koopmans.

$$\begin{aligned}
 & \min_{\lambda, \mathbf{s}^+, \mathbf{s}^-} - (\mathbf{e}^T \mathbf{s}^+ + \mathbf{e}^T \mathbf{s}^-), \\
 & \text{sa } -\mathbf{y}_i + \mathbf{Y}\boldsymbol{\lambda} - \mathbf{s}^+ = 0, \\
 & \quad \mathbf{x}_i - \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda} - \mathbf{s}^- = 0, \\
 & \quad \mathbf{e}^T \boldsymbol{\lambda} = 1 \\
 & \quad \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{s}^+, \mathbf{s}^- \geq 0.
 \end{aligned} \tag{14}$$

Seguindo Cooper et al. (2007), a explicação do modelo (14) pode ser melhor entendida através da Figura 12 cujos pontos A , B , C e D representam DMUs (onde os três primeiros pontos formam a fronteira de produção) que utilizam um *input* (x) para produzir um *output* (y). Dessa forma, o modelo aditivo maximiza a soma dos vetores \mathbf{s}^+ e \mathbf{s}^- para que a projeção do ponto D alcance o ponto mais distante na fronteira (nesse caso, ponto B). Isto significa que para uma

DMU seja considerada eficiente é preciso que $s^+ = \mathbf{0}$ e $s^- = \mathbf{0}$. Além disso, vale destacar que o modelo (14) apresenta o mesmo conjunto tecnológico T do modelo (8) e não possui orientação a *inputs* ou *outputs*.

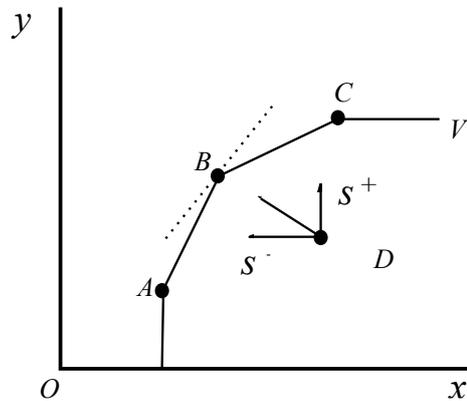


Figura 12. Modelo Aditivo DEA

Fonte: Elaborado pelo autor com base em Cooper et al. (2007).

Apesar dos modelos aditivos tratarem do problema de excesso de *input* e déficit de *output*, Coelli et al. (2005) destaca duas importantes limitações referentes a modelos do tipo (13) ou (14). A primeira limitação é que tais modelos identificam o ponto mais distante da fronteira, já que a soma das variáveis de folga é maximizada. Já a segunda limitação é referente à invariância das unidades de medida, ou seja, a alteração de unidades de medida (alterar de horas de trabalho por dias de trabalho, por exemplo) pode resultar em diferentes DMUs eficientes.

5.1.3. Uma medida de eficiência baseada em folgas em Análise Envoltória de Dados

Uma forma de lidar com algumas limitações dos modelos anteriores foi apresentada por Kaoru Tone em Tone (2001). O autor propôs uma medida de eficiência baseada em folgas (SBM, sigla para *Slack-Based Measure*) na Análise Envoltória de Dados. A seguir, baseado em Tone (2001), o modelo DEA SBM é apresentado para o caso de retornos variáveis de escala.

Considerando n DMUs com matriz de *input* $X = (x_{ij}) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ e matriz de *output* $Y = (y_{ij}) \in \mathbb{R}^{s \times n}$, o conjunto de possibilidade de produção é definido como $P = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) | \mathbf{x} \geq X\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{y} \leq Y\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{e}^T \boldsymbol{\lambda} = 1, \boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}\}$. Onde $\boldsymbol{\lambda}$ é um vetor não negativo em \mathbb{R}^n e $\mathbf{e}^T = (1, \dots, 1)$ em uma dimensão apropriada com o problema. Então, com o objetivo de estimar a eficiência de DMUs, Tone (2001) formulou o modelo SMB (15).

$$\begin{aligned}
\min_{\lambda, s^-, s^+} \rho &= \frac{1 - \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m s_i^- / x_{io}}{1 + \left(\frac{1}{s}\right) \sum_{r=1}^s s_r^+ / y_{ro}}, \\
\text{sa} \quad x_o &= X\lambda + s^-, \\
y_o &= Y\lambda - s^+, \\
\mathbf{e}^T \lambda &= 1 \\
\lambda, s^+, s^- &\geq 0.
\end{aligned} \tag{15}$$

Os vetores $s^- \in \mathbb{R}^m$ e $s^+ \in \mathbb{R}^n$ representam o excesso de *input* e o déficit de *output*, respectivamente. Além disso, também pode ser verificado que ρ satisfaz as seguintes propriedades: (i) $0 < \rho \leq 1$; (ii) é invariante no que diz respeito às unidades dos dados; (iii) é uma medida monótona decrescente em relação às variáveis de folgas dos *inputs* e *outputs*.

Pode-se observar que o problema de otimização em (15) é fracionário, porém é possível transformá-lo em um problema de programação linear acrescentando mais 2 passos. O primeiro passo é multiplicar o numerador e o denominador de (15) por um escalar $t > 0$ e igualar o denominador resultante a 1, conforme pode ser visto em (16).

$$\begin{aligned}
\min_{\lambda, s^-, s^+} \tau &= t - \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m t s_i^- / x_{io}, \\
\text{sa} \quad 1 &= t + \left(\frac{1}{s}\right) \sum_{r=1}^s t s_r^+ / y_{ro}, \\
x_o &= X\lambda + s^- \\
y_o &= Y\lambda - s^+, \\
\mathbf{e}^T \lambda &= 1 \\
\lambda, s^+, s^- &\geq 0.
\end{aligned} \tag{16}$$

No segundo passo basta transformar os termos não lineares em termos lineares. Ou seja, $S^- = t s^-$, $S^+ = t s^+$ e $\Lambda = t \lambda$. Assim sendo, o modelo SBM em (15) torna-se um problema de programação linear (17):

$$\min_{t, S^-, S^+, \Lambda} \tau = t - \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m S_i^- / x_{io},$$

$$\begin{aligned}
sa \quad 1 &= t + \left(\frac{1}{s}\right) \sum_{r=1}^s S_r^+ / y_{ro}, & (17) \\
tx_o &= X\Lambda + S^- \\
ty_o &= Y\Lambda - S^+, \\
e^T \Lambda &= t \\
\Lambda, S^-, S^+ &\geq 0, t > 0
\end{aligned}$$

Uma solução ótima de (17) é $(\tau^*, t^*, \Lambda^*, S^{-*}, S^{+*})$. Logo, a solução ótima para (15) é $(\rho^* = \tau^*, \lambda^* = \Lambda^*/t^*, s^{-*} = S^{-*}/t^*, s^{+*} = S^{+*}/t^*)$.

Dada essa solução ótima, uma DMU é considerada SBM eficiente se $\rho^* = 1$. Isto significa que $s^{-*} = s^{+*} = \mathbf{0}$, ou seja, não há excesso de *input* ou déficit de *output*. Por outro lado, DMUs que não são eficientes podem aperfeiçoar seu processo produtivo subtraindo o excesso de *input* e adicionado o déficit de *output*.

5.1.4. Modelos DEA com *bad outputs*

Scheel (2001) e Halkos e Petrou (2019) classificam as abordagens de incorporar *outputs* indesejáveis em modelos DEA em dois grupos. O primeiro grupo é caracterizado pelas abordagens indiretas que, por meio de funções monótonas decrescentes, consistem em transformar os valores dos *bad outputs* em valores que podem ser tratados como *good outputs*, sem alterar o conjunto tecnológico. Por outro lado, o segundo grupo, que representa as abordagens diretas, consiste em manter os valores indesejáveis em sua forma original, porém altera-se o conjunto tecnológico para tratá-los de forma apropriada.

Halkos e Petrou (2019) ainda destacam quatro formas mais comuns de tratar os *outputs* indesejáveis em modelos DEA. A primeira é simplesmente ignorar a existência deles no processo produtivo, porém a maioria dos autores concorda que não faz muito sentido seguir essa alternativa.

A segunda forma é conhecida pela sigla INP (referência a *inputs*) e consiste em tratar os *outputs* indesejáveis como *inputs*. Segundo Liu et al. (2009), apesar de ocorrer uma distorção na relação física *input-output*, essa abordagem é atrativa dada sua simplicidade e elegância. Ainda segundo os autores, a lógica associada à essa abordagem é que uma DMU eficiente busca minimizar os *inputs* e os *bad outputs* e maximizar os *good outputs*. Ou seja, se o objetivo é investigar a eficiência técnica desse ponto de vista, não há necessidade de diferenciar *inputs* e

outputs, há necessidade apenas de diferenciar o que se deseja minimizar e o que se deseja maximizar. Essa lógica é adotada por Korhonen e Luptacik (2004) para usinas de carvão.

A terceira maneira de lidar com os *bad outputs* pertence ao grupo de abordagens diretas: utilizar os valores desejáveis e os valores indesejáveis em suas formas originais em modelos não lineares. Halkos e Petrou (2019) citam como exemplo o trabalho de Färe et al. (1989) cujos resultados mostram que as eficiências relativas das DMUs são sensíveis ao uso ou não de *outputs* indesejáveis.

A quarta forma de avaliar as eficiências relativas entre DMUs considerando *bad outputs* é realizar transformações necessárias nos valores indesejáveis (abordagem indireta). Seguindo a notação de Scheel (2001), \mathbf{X} , \mathbf{U} e \mathbf{V} representam as matrizes de *inputs*, *bad outputs* e *good outputs*, respectivamente, para k DMUs. As principais transformações são:

- (i) Aditiva Inversa (ADD): $f_i^k(U) = -u_i^k$. Scheel (2001) cita que essa abordagem foi proposta por Koopmans (1951) e consiste basicamente em transformar os *bad outputs* em *good outputs* através da troca de sinal e, além disso, o conjunto tecnológico e as DMUs classificadas como eficientes são iguais aos gerados pelo método INP;
- (ii) Translado ($TR\beta$): $f_i^k(U) = -u_i^k + \beta_i$. Essa abordagem apenas adiciona um escalar para cada *bad output* grande o suficiente para que o valor indesejável transformado seja positivo. Porém, a classificação das DMUs depende de β (Halkos e Petrou, 2019; Liu et al., 2009);
- (iii) Inversa Multiplicativa (MLT): $f_i^k(U) = 1/u_i^k$. Scheel (2001) cita que essa transformação foi proposta por Golany e Roll (1989) e é uma forma mais restritiva do que as duas anteriores. Ou seja, uma DMU ser eficiente de acordo com MLT implica que a DMU é eficiente de acordo com ADD e $TR\beta$.

Além desses métodos “tradicionais”, novos modelos vêm sendo sugeridos como, por exemplo, DEA com ganhos de soma zero e modelos que mensuram a eficiência baseada em variáveis de folga (DEA SBM) que incorporam *bad outputs*.

5.1.5. Considerando *bad outputs* em modelos DEA SBM

Um dos modelos DEA SBM que incorpora *outputs* indesejáveis no processo produtivo foi proposto em Tone (2004). O autor estendeu o modelo apresentado em Tone (2001) para

incluir os *bad outputs* em sua formulação. Em seguida, baseado em Tone (2004), o modelo é apresentado para o caso de retornos variáveis de escala.

Considerando n DMUs com matriz de *input* $\mathbf{X} = (x_{ij}) \in \mathbb{R}^{m \times n}$, matriz de *good output* $\mathbf{Y}^g = (y_{ij}) \in \mathbb{R}^{s1 \times n}$, matriz de *bad output* $\mathbf{Y}^b = (y_{ij}) \in \mathbb{R}^{s2 \times n}$ e que $\mathbf{X} > 0, \mathbf{Y}^g > 0$ e $\mathbf{Y}^b > 0$. O conjunto de possibilidade de produção é definido como $P = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}^g, \mathbf{y}^b) | \mathbf{x} \geq \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{y}^g \leq \mathbf{Y}^g\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{y}^b \geq \mathbf{Y}^b\boldsymbol{\lambda}, \mathbf{e}^T\boldsymbol{\lambda} = 1, \boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}\}$. Onde $\boldsymbol{\lambda}$ é o vetor de intensidade não negativo em \mathbb{R}^n e $\mathbf{e}^T = (1, \dots, 1)$ em uma dimensão apropriada com o problema. Então, com o objetivo de incorporar os *outputs* indesejáveis em (15), Tone (2004) formulou o modelo (18).

$$\min_{\lambda, s^-, s^g, s^b} \rho = \frac{1 - \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m s_i^- / x_{io}}{1 + \left(\frac{1}{s1 + s2}\right) \left(\sum_{r=1}^{s1} s_r^g / y_{ro}^g + \sum_{r=1}^{s2} s_r^b / y_{ro}^b \right)},$$

$$\begin{aligned} \text{sa} \quad & \mathbf{x}_o = \mathbf{X}\boldsymbol{\lambda} + \mathbf{s}^-, \\ & \mathbf{y}_o^g = \mathbf{Y}^g\boldsymbol{\lambda} - \mathbf{s}^g, \\ & \mathbf{y}_o^b = \mathbf{Y}^b\boldsymbol{\lambda} + \mathbf{s}^b \\ & \mathbf{e}^T\boldsymbol{\lambda} = 1 \\ & \mathbf{s}^-, \mathbf{s}^g, \mathbf{s}^b \geq 0. \end{aligned} \tag{18}$$

Os vetores $\mathbf{s}^- \in \mathbb{R}^m$, $\mathbf{s}^g \in \mathbb{R}^{s1}$ e $\mathbf{s}^b \in \mathbb{R}^{s2}$ representam o excesso de *input*, o déficit de *output* e o excesso de *bad output*, respectivamente. Em outras palavras, são as variáveis de folga. Além disso, assim como o modelo apresentado na seção 5.3, também pode ser verificado que ρ satisfaz as seguintes propriedades: (i) $0 < \rho \leq 1$; (ii) é invariante no que diz respeito às unidades dos dados; (iii) é uma medida monótona decrescente em relação às variáveis de folgas dos *inputs* e *outputs*.

Da forma semelhante ao modelo (15), pode-se observar que o problema de otimização em (18) também é fracionário. Porém, também é possível transformá-lo em um problema de programação linear aplicando os 2 passos usados para chegar no modelo (17), partindo do modelo (15). O resultado dessas operações matemáticas é a programação linear equivalente (19).

$$\begin{aligned}
\min_{t, \mathbf{S}^-, \mathbf{S}^g, \mathbf{S}^b, \Lambda} \quad & \tau = t - \left(\frac{1}{m}\right) \sum_{i=1}^m S_i^- / x_{io}, \\
\text{sa} \quad & 1 = t + \left(\frac{1}{s_1 + s_2}\right) \left(\sum_{r=1}^{s_1} S_r^g / y_{ro}^g + \sum_{r=1}^{s_2} S_r^b / y_{ro}^b \right) \\
& \mathbf{x}_o t = \mathbf{X} \Lambda + \mathbf{S}^- \\
& \mathbf{y}_o^g t = \mathbf{Y}^g \Lambda - \mathbf{S}^g \\
& \mathbf{y}_o^b t = \mathbf{Y}^b \Lambda + \mathbf{S}^b \\
& \mathbf{e}^T \Lambda = t \\
& \Lambda, \mathbf{S}^-, \mathbf{S}^g, \mathbf{S}^b \geq 0, \quad t > 0
\end{aligned} \tag{19}$$

Uma solução ótima de (19) é $(\tau^*, t^*, \Lambda^*, \mathbf{S}^{-*}, \mathbf{S}^{g*}, \mathbf{S}^{b*})$. Logo, a solução ótima para (18) é $(\rho^* = \tau^*, \lambda^* = \Lambda^*/t^*, \mathbf{s}^{-*} = \mathbf{S}^{-*}/t^*, \mathbf{s}^{g*} = \mathbf{S}^{g*}/t^*, \mathbf{s}^{b*} = \mathbf{S}^{b*}/t^*)$.

Conforme discutido na seção 4.3, uma forma de mensurar a eficiência ambiental é considerar o potencial de redução do *bad output*. Ou seja, quanto menor for o excesso do *output* indesejável (s^b) em relação ao seu nível (y^b), maior será a eficiência ambiental. Método similar já foi usado anteriormente em trabalhos como, por exemplo, Kuhn et al. (2018) e pode ser aplicado por meio de (20).

$$Efa = 1 - \frac{s^b}{y^b} \tag{20}$$

Onde *Efa* representa a eficiência ambiental e deve ser calculada para cada elemento da amostra com o objetivo de comparar os desempenhos do ponto de vista ambiental de cada DMU.

Essa forma de calcular a eficiência ambiental, por meio da avaliação do desempenho da variável de folga (excesso do *output* indesejável), pode ser usada para avaliar a eficiência de cada *input* e *output* considerado no modelo. Para isso, basta considerar, por exemplo, o excesso de algum *input* e seu nível em (20).

Por fim, uma última característica do modelo desenvolvido por Tone (2004) que deve ser destacada é a *strong disposability* (ou descartabilidade forte) entre os *good outputs* e *bad outputs*. Conforme discutido na seção 4.3, essa premissa significa que, mantendo a tecnologia constante, é viável reduzir o nível de *bad output* livremente sem, necessariamente, reduzir o

nível do *good output* de forma proporcional. Em outras palavras, não há custos de oportunidade associados ao *good output* para reduzir o *bad output*.

5.2. Especificação do modelo

A escolha da abordagem paramétrica ou não paramétrica para mensurar eficiência ambiental de DMUs está relacionada com as perguntas que se pretende responder. Färe et al. (2005), por exemplo, utilizaram modelos paramétricos com o propósito de calcular o preço sombra do *output* indesejável e a elasticidade de substituição entre os *outputs*. Wang et al. (2019), por outro lado, argumentam que modelos DEA se destacam em estudos que objetivam mensurar o desempenho ambiental de empresas, pois as funções de produção podem variar dramaticamente.

Dessa forma, dado o foco do trabalho em mensurar as eficiências relativas do ponto de vista ambiental e do ponto de vista técnico do setor sucroenergético, o presente trabalho segue uma abordagem não-paramétrica e utiliza o modelo DEA SBM que incorpora *bad outputs*, apresentado na seção 5.1.5.

A escolha do modelo desenvolvido em Tone (2004) justifica-se por alguns motivos: (i) fornecer um índice de eficiência técnica relativa para cada DMU da amostra, (ii) considerar *bad outputs* em sua formulação, (iii) fornecer os excessos dos *bad outputs* e, dessa forma, derivar uma medida de eficiência ambiental para cada DMU e (iv) ser invariante no que diz respeito às unidades de medida.

Além dos motivos apresentados, conforme comentado por Kuhn et al. (2018), a Análise de Envoltória de Dados tem sido amplamente utilizada para estimar eficiência ambiental, uma vez que apresenta premissas menos restritivas em comparação a métodos como, por exemplo, Análise de Fronteira Estocástica.

Em resumo, as principais características do modelo DEA SBM que foi usado e apresentado na seção 5.1.5 são:

1. Referência: Tone (2004);
2. Foi assumido retornos variáveis de escala;
3. Sem orientação;
4. Considera *bad outputs* em sua formulação;
5. Admite a premissa da descartabilidade forte entre *good output* e *bad output*.

Nesta pesquisa, os cálculos da Análise de Envoltória de Dados foram operacionalizados no software R. Para isso, foi utilizado o pacote *deaR: Conventional and Fuzzy Data Envelopment Analysis* desenvolvido por Coll-Serrano, Bolós e Benítez Suárez (2022).

5.3. Base de dados

A base de dados usada neste estudo é composta por informações coletadas junto à Agência Nacional de Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP). A amostra é formada por 201 unidades produtoras de etanol de cana-de-açúcar e os dados são referentes ao ano de 2018. Tais informações são derivadas do programa *RenovaBio* e foram auditadas por empresas de inspeção e validadas pela equipe técnica da referida Agência, ampliando a confiabilidade dos dados a serem empregados no modelo.

Com o objetivo de ilustrar a amostra em relação à localização das usinas e comparar com a população, as próximas tabelas e figuras apresentam informações referentes à produção de açúcar e etanol das empresas. Como ponto de partida, a Tabela 3 traz um comparativo entre algumas informações da amostra e da população no ano de 2018.

Tabela 3. Comparativo entre a amostra e a população em 2018

	Quantidade de usinas	Cana Processada (milhões de toneladas)	Açúcar (milhões de toneladas)	Etanol Anidro (bilhões de litros)	Etanol Hidratado (bilhões de litros)
População	369	609,00	28,50	9,02	22,56
Amostra	201	499,66	22,83	8,69	17,95
% amostra	54%	82%	80%	96%	80%

Fonte: elaborado a partir de EPE (2019) e banco de dados da pesquisa.

Seguindo com uma exposição mais detalhada da amostra, a Tabela 4 apresenta uma descrição da amostra por estado e região em termos de quantidade de cana processada, produção de açúcar e etanol.

Tabela 4. Descritivo da produção das usinas da amostra por região e estado

Região/UF	Total de usinas	Cana Processada (milhões de ton)	Usinas que produziram açúcar	Produção de açúcar (milhões de ton)	Usinas que produziram etanol hidratado	Produção de etanol hidratado (bilhões de L)	Usinas que produziram etanol anidro	Produção de etanol anidro (bilhões de L)
Norte	1	2,02	0	0,00	1	0,09	1	0,07
TO	1	2,02	0	0,00	1	0,09	1	0,07
Nordeste	19	21,75	12	0,97	19	0,69	18	0,42
AL	6	8,42	6	0,59	6	0,17	6	0,11
BA	1	0,72	0	0,00	1	0,05	1	0,01
MA	1	0,91	0	0,00	1	0,00	1	0,08
PB	5	4,85	1	0,07	5	0,21	5	0,15
PE	4	4,61	3	0,21	4	0,18	3	0,04
PI	1	1,17	1	0,08	1	0,02	1	0,02
RN	1	1,07	1	0,02	1	0,06	1	0,01
Centro-Oeste	42	110,35	20	2,14	42	5,67	29	1,88
GO	24	57,79	11	1,17	24	3,16	18	0,89
MS	16	44,92	8	0,82	16	2,24	9	0,73
MT	2	7,63	1	0,15	2	0,27	2	0,26
Sudeste	133	352,34	113	19,08	134	11,25	89	6,09
MG	25	56,40	17	2,65	25	2,10	16	0,89
SP	108	295,93	96	16,43	109	9,15	73	5,21
Sul	6	13,20	3	0,64	5	0,26	3	0,23
PR	6	13,20	3	0,64	5	0,26	3	0,23
TOTAL	201	499,66	148	22,83	201	17,95	140	8,69

Fonte: elaborado a partir do banco de dados da pesquisa.

Para melhor ilustrar como os dados estão distribuídos na amostra de acordo com a divisão regional brasileira, as Figuras 13, 14 e 15 trazem as porcentagens da produção de açúcar, etanol anidro e etanol hidratado, respectivamente.

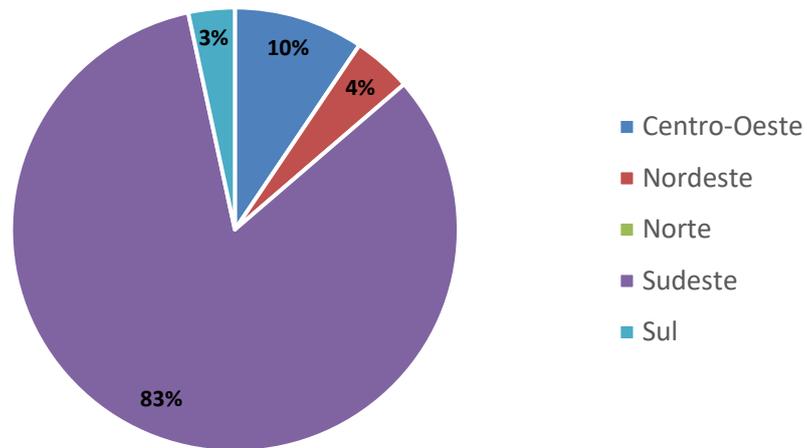


Figura 13. Porcentagem da produção de açúcar por região

Fonte: elaborada a partir do banco de dados da pesquisa.

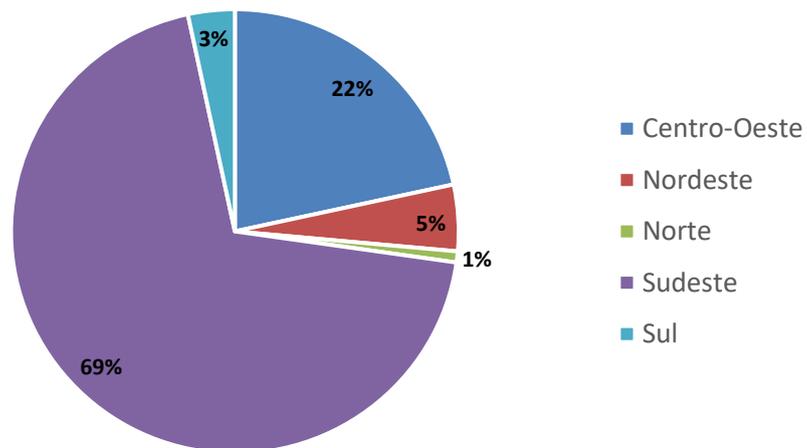


Figura 14. Porcentagem da produção de etanol anidro por região

Fonte: elaborada a partir do banco de dados da pesquisa.

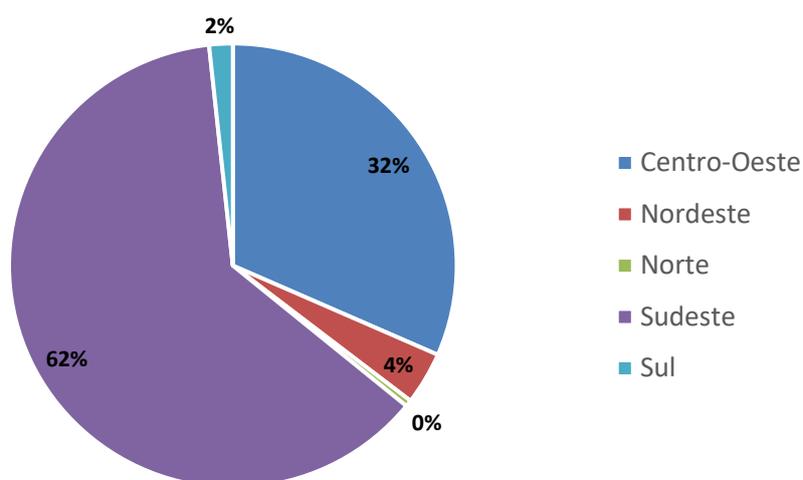


Figura 15. Porcentagem da produção de etanol hidratado por região

Fonte: elaborada a partir do banco de dados da pesquisa.

5.4. Descrição das variáveis usadas como *input* e *output*

Para selecionar as variáveis utilizadas como *inputs* e *outputs* no modelo DEA foram considerados basicamente 2 critérios: disponibilidade das variáveis no banco de dados e revisão de literatura. No que diz respeito à disponibilidade dos dados, foi dada preferência às variáveis disponíveis para todas observações com o objetivo de preservar o tamanho da amostra.

Em relação ao segundo critério, a revisão de literatura auxiliou a seleção das variáveis sob duas perspectivas. A primeira refere-se ao entendimento do processo produtivo das usinas que processam cana-de-açúcar, pois, segundo Cook et al. (2014), quando o problema estudado é um “processo produtivo” os *inputs* e *outputs* geralmente são facilmente identificáveis. A segunda perspectiva refere-se a um levantamento das variáveis utilizadas em trabalhos que mensuraram a eficiência de usinas produtoras de etanol de cana-de-açúcar por meio de um modelo DEA. Tal levantamento pode ser conferido na Tabela 5.

Tabela 5. Comparação entre as variáveis escolhidas como *inputs* e *outputs* em diferentes trabalhos que utilizaram modelos DEA para mensurar a eficiência do setor sucroenergético.

Referência	Nº de DMUs	Período (safras ou anos)	Inputs	Outputs
Lemos <i>et al.</i> (2019)	33	2006/2007 a 2015/2016	moagem da cana (t), ATR (kg/t cana)	açúcar (t), etanol (m ³)
Silva (2019)	32	2006 a 2015	moagem de cana (t), ativo imobilizado (R\$)	etanol (m ³), açúcar (t)
Duarte <i>et al.</i> (2018)	33	2010/2011 a 2014/2015	ART (Kg/ t cana)	açúcar (t), etanol (m ³)
Pereira e Silveira (2016)	17	2001 a 2008	moagem da cana (t), nº de empregados na área industrial	açúcar (t), álcool (l)
Xavier (2014)	67	2012/2013	terra (ha), ART (t), funcionários (pessoas)	ART açúcar (t), ART etanol (t), eletricidade (MWh)
Salgado Junior <i>et al.</i> (2014)	355	2008/2009	moagem da cana (t)	açúcar (t), etanol (m ³)
Brunozi Júnior <i>et al.</i> (2012)	17	2008/2009	estoques (R\$), imobilizado (R\$), salários (R\$)	faturamento (R\$)
Macedo <i>et al.</i> (2010)	19	2004 a 2006	receita líquida (R\$)	indicadores sociais internos (R\$), indicadores sociais externos (R\$), investimentos em meio ambiente (R\$)
Cano e Tupy (2005)	78	2001/2002	cana total utilizada na safra (t), mão-de-obra (nº de funcionários)	álcool (l), açúcar (saca)
Lemos <i>et al.</i> (2016)	352	2005/2006 a 2014/2015	quantidade de cana (t)	açúcar (t), etanol (m ³)
Pachiel (2009)	16	2006/2007	estoque (R\$), investimento no imobilizado (R\$), salários (R\$)	receita bruta das vendas de açúcar e álcool (R\$)
Braga (2016)	115	2011/2012	moagem da cana (t), mão-de-obra (nº de funcionários)	álcool (m ³), açúcar (t)

Fonte: elaborada pelo autor.

Dessa maneira, dada a disponibilidade dos dados e a revisão de literatura realizada, o presente trabalho utilizou as variáveis que estão descritas na Tabela 6.

Tabela 6. Descrição e classificação das variáveis

Variável	Descrição	Classificação
Terra (hectares)	Área total destinada à produção de cana-de-açúcar (soma das áreas colhida, de produção de mudas, de reforma, de cana de ano e meio e de cana bisada).	<i>Input 1 (X1)</i>
Diesel (litros)	Consumo de diesel na área total destinada à produção de cana-de-açúcar (operações de CTT, irrigação, deslocamento de pessoas, etc).	<i>Input 2 (X2)</i>
Moagem de cana (toneladas)	Quantidade de cana-de-açúcar que chega na usina para ser processada.	<i>Input 3 (X3)</i>
Produção industrial (megajoules)	Somatório em megajoules da produção de etanol anidro, produção de etanol hidratado, produção de açúcar e quantidade de eletricidade comercializada.	<i>Good output (Yg)</i>
Emissões GEE (g CO2 equivalente)	Somatório das emissões de CO2 equivalente nas fases agrícola e industrial do ciclo de vida do etanol anidro ou hidratado.	<i>Bad output (Yb)</i>

Fonte: elaborada pelo autor.

Com o objetivo de capturar efeitos da fase agrícola na análise, foram consideradas as variáveis Terra e Diesel. Como pode ser visto na Tabela 5, não é a primeira vez que a área destinada à produção de cana é utilizada em um modelo DEA, pois Xavier (2014) utilizou variável similar.

Ainda segundo o autor, a inclusão de dados sobre preços e quantidades de insumos agrícolas e diesel contribui para ampliar e complementar as discussões da sua pesquisa. Dessa forma, a utilização da variável Diesel atende parcialmente essa recomendação.

A escolha de utilizar a soma de etanol, açúcar e eletricidade como uma única variável (*good output*) mensurada em megajoules justifica-se por dois motivos. O primeiro é que opção semelhante foi usada por Xavier (2014) que realizou testes para encontrar uma formulação mais simples do modelo e utilizou uma única variável para representar a produção de etanol e açúcar: o somatório de etanol e açúcar medido em ART.

O segundo motivo está relacionado ao programa RenovaBio, pois a produção de álcool, açúcar e comercialização de energia são convertidas em energia (MJ) para calcular o desempenho ambiental (ou NEEA) de cada usina. Ou seja, optou-se por utilizar a unidade de medida para a produção industrial considerada no RenovaBio com o objetivo de simplificar a formulação do modelo.

A análise descritiva de cada variável utilizada no modelo DEA SBM estão apresentadas nas Figuras 16 a 20 por meio de diagramas de *boxplot*. Portanto, para cada variável, pode-se observar o valor mínimo, o primeiro quartil, o segundo quartil (ou mediana), o terceiro quartil, o valor máximo e os pontos considerados *outliers*.

As Figuras 16, 17 e 18 mostram os *inputs* e as Figuras 19 e 20 mostram os *outputs*. Para uma melhor interpretação e visualização, cada variável é apresentada por estado e segue a divisão regional brasileira.

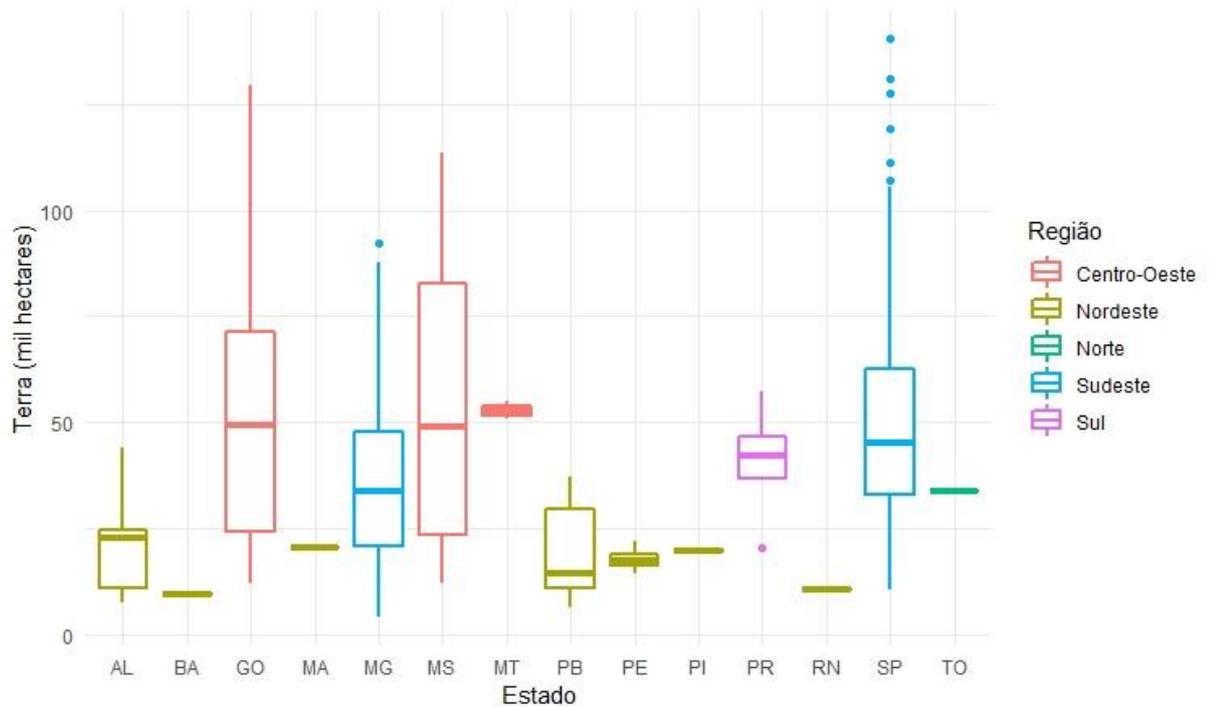


Figura 16. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e *outliers* das áreas destinadas à produção de cana-de-açúcar (X1) pelas usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região

Fonte: elaborado a partir do banco de dados da pesquisa.

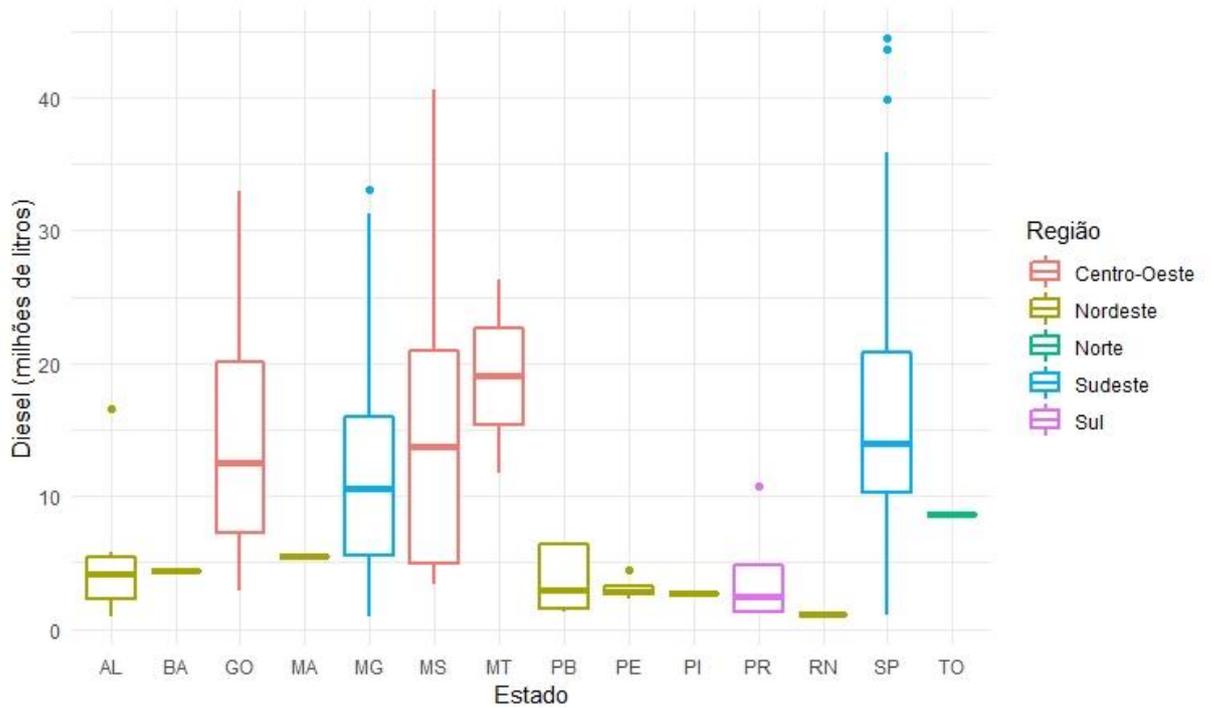


Figura 17. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e *outliers* das quantidades consumidas de diesel para produção de cana-de-açúcar (X2) pelas usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região

Fonte: elaborado a partir do banco de dados da pesquisa.

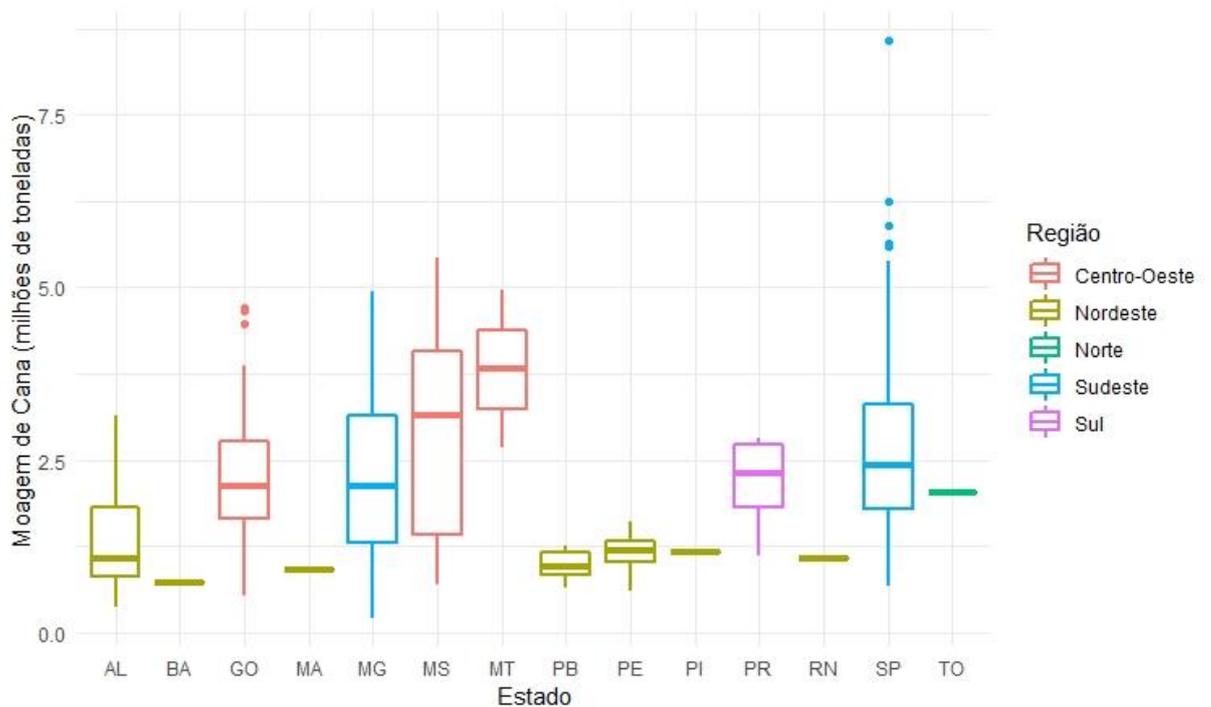


Figura 18. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e *outliers* das quantidades processadas de cana-de-açúcar (X3) pelas usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região

Fonte: elaborado a partir do banco de dados da pesquisa.

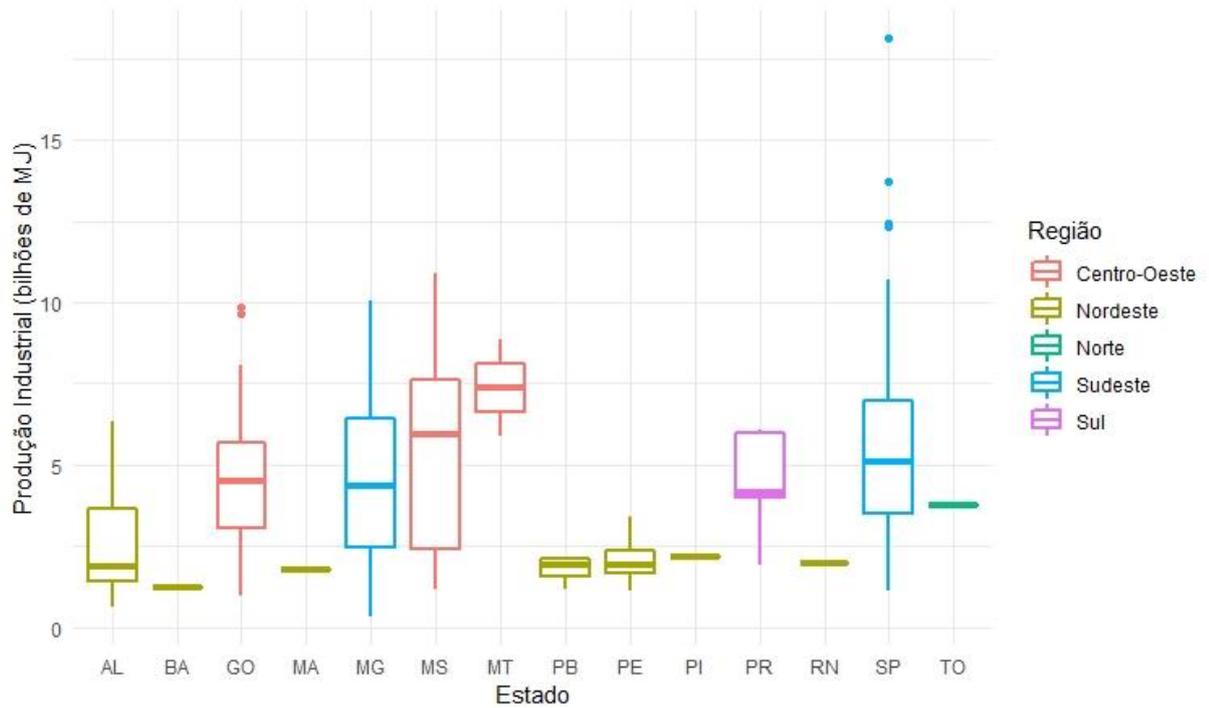


Figura 19. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e *outliers* das produções industriais (Yg) das usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região

Fonte: elaborado a partir do banco de dados da pesquisa.

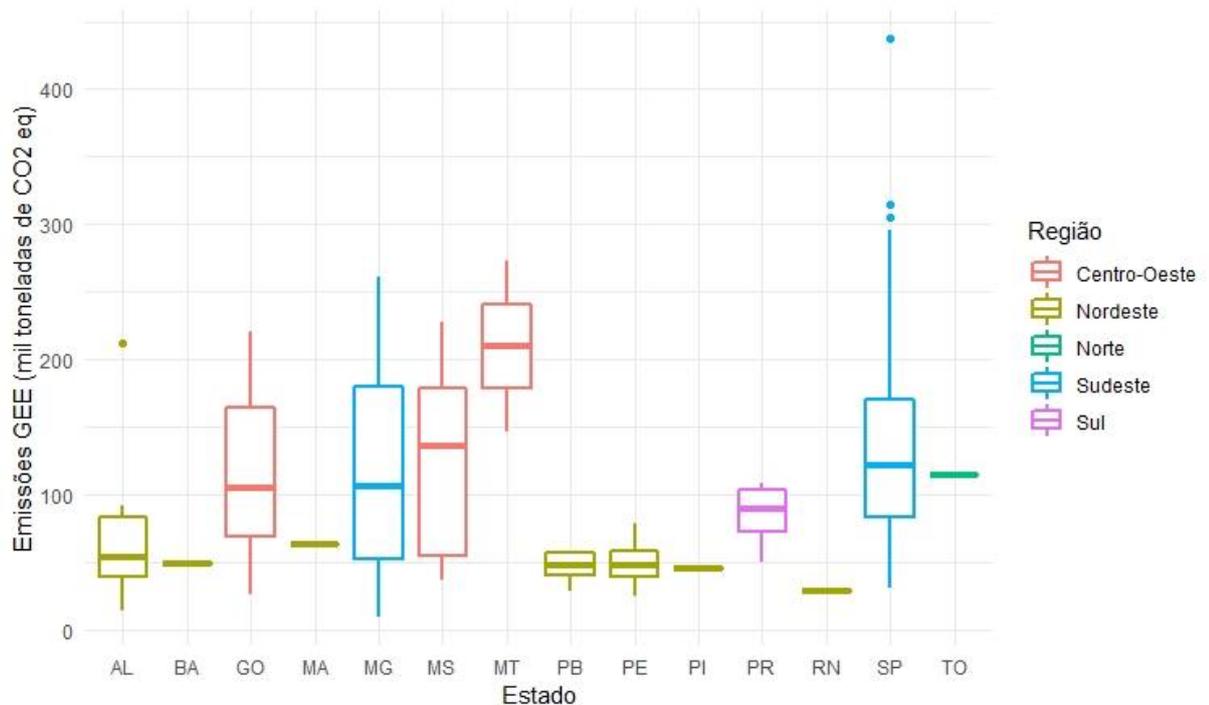


Figura 20. Representação do valor mínimo, primeiro quartil, segundo quartil (ou mediana), terceiro quartil, valor máximo e *outliers* das emissões (Yb) das usinas da amostra, agrupadas por estado e destacadas por região

Fonte: elaborado a partir do banco de dados da pesquisa.

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 7 apresenta a estatística descritiva para os escores de eficiência, calculados por meio do modelo DEA SBM (19) e equação (20), para cada *input* (terra, diesel e moagem), *good output* (produção), *bad output* (emissões) e eficiência geral técnica (ρ). O escore relacionado às emissões é considerado como a eficiência ambiental e escore igual à 1 representa 100% de eficiência.

Tabela 7. Estatística Descritiva dos Escores de Eficiência gerados pelo modelo DEA SBM

Região		Terra	Diesel	Moagem	Produção	Emissões	ρ
Brasil (201 usinas)	Máximo	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	3º quartil	0,76	0,64	0,94	1,00	0,82	0,62
	2º quartil	0,59	0,46	0,80	1,00	0,72	0,53
	1º quartil	0,44	0,26	0,67	1,00	0,59	0,46
	Mínimo	0,10	0,09	0,54	1,00	0,40	0,25
	Média	0,60	0,48	0,80	1,00	0,73	0,56
	Desvio Padrão	0,24	0,26	0,15	0,00	0,16	0,18
	Coef. Variação	0,40	0,55	0,18	0,00	0,22	0,32

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

A eficiência média nacional relacionada à produção é 1, ou seja, as usinas da amostra estão operando com 100% de eficiência do ponto de vista da produção industrial. Por outro lado, as eficiências médias relacionadas à terra, diesel e moagem são, respectivamente, 0,60, 0,48 e 0,80. Isto indica que há um potencial de melhorar a eficiência no que se refere aos *inputs*.

A eficiência média ambiental (emissões) e a eficiência média geral (ρ) são, nessa ordem, 0,73 e 0,56. Isto significa que, assim como os *inputs*, também há um considerável potencial em melhorar a eficiência geral através da redução das emissões de gases de efeito estufa.

Considerando que a tecnologia permaneça constante, esses resultados indicam que, em média, se as empresas da amostra operassem em pontos eficientes da fronteira de produção, seria possível aumentar o nível de eficiência técnica em aproximadamente 44% por meio da:

- Redução da quantidade de emissão de gases de efeito estufa em cerca de 27%;
- Redução da quantidade de cana processada em cerca de 20%;
- Redução da quantidade de terra usada para produção de cana em cerca de 40%;
- Redução da quantidade de diesel usado em operações agrícolas em cerca de 52%.

A Tabela 8 mostra as médias dos escores de eficiência para cada *input*, as médias dos escores de eficiência para cada *output* e as médias dos escores para a eficiência geral por região. Mais uma vez, os escores relacionados às emissões representam a eficiência ambiental e escore igual à 1 significa 100% de eficiência para o parâmetro analisado.

Tabela 8. Média dos Escores de Eficiência por região

Região/UF	Usinas	Terra	Diesel	Moagem	Produção	Emissões	ρ
Brasil	201	0,60	0,48	0,80	1,00	0,73	0,56
Centro-Oeste	42	0,59	0,42	0,80	1,00	0,71	0,53
Nordeste	19	0,71	0,49	0,95	1,00	0,66	0,63
Norte	1	0,77	0,13	0,87	1,00	0,47	0,47
Sudeste	133	0,59	0,50	0,78	1,00	0,74	0,56
Sul	6	0,74	0,56	0,89	1,00	0,73	0,66

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

No que diz respeito ao uso da terra e moagem de cana, as regiões Nordeste, Norte e Sul apresentaram um desempenho superior à média nacional. Já para o consumo de diesel, as regiões Sul, Sudeste e Nordeste superaram a média do Brasil.

Por outro lado, em relação à eficiência ambiental (emissões), a região sudeste foi a única com desempenho acima da média brasileira, seguida pelas regiões Sul e Centro-Oeste, respectivamente. Isto significa que, entre as usinas analisadas, as empresas localizadas no Norte e Nordeste do país possuem um maior potencial de redução de emissão de GEE.

Quanto à eficiência técnica geral, apenas as regiões Nordeste e Sul apresentaram escores acima da média nacional, a região Sudeste apresentou desempenho semelhante à média brasileira e as outras regiões desempenharam abaixo da média. Esses resultados divergem das pesquisas de Xavier (2014) e Danelon (2018), que encontraram indícios de que as usinas localizadas na região Centro-Sul apresentam um nível de eficiência técnica superior em comparação ao Nordeste.

Para uma melhor compreensão desses resultados, a Tabela 9 apresenta a proporção de usinas (%) que utilizaram: (i) apenas dados perfil padrão, (ii) apenas dados perfil primário e (iii) dados perfil padrão e primário na fase agrícola para certificação no RenovaBio por região.

Tabela 9. Proporção de usinas (%) por tipo de dado agrícola declarado no RenovaBio

Região	Apenas Padrão	Apenas Primário	Padrão e Primário
Brasil	7%	12%	81%
Centro-Oeste	5%	14%	81%
Nordeste	21%	42%	37%

Norte	0%	0%	100%
Sudeste	7%	6%	87%
Sul	0%	33%	67%

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

De acordo com a tabela anterior, observa-se que a maioria (81%) das usinas da amostra utilizaram dados perfil padrão e dados perfil primário na certificação do RenovaBio para o ano de 2018. Em contrapartida, 7% das empresas utilizaram apenas dados perfil padrão e 12% da amostra utilizou apenas dados perfil primário.

Isto significa que a maior parte da amostra optou por declarar parte da cana-de-açúcar processada de forma “simplificada” (dados tipo padrão), pois o detalhamento do processo produtivo da biomassa era desconhecido. Provavelmente, a produção de cana declarada como dado padrão foi comprada de fornecedores.

Conforme explicado no capítulo 3 (equação 1), uma vez que a quantidade emitida de CBIOS por litro de etanol comercializado de cada empresa é proporcional a uma multiplicação da NEEA com a fração elegível, a escolha de declarar dados tipo padrão possui basicamente duas consequências.

A primeira consequência é aumentar a fração elegível da empresa no Renovabio, ou seja, aumentar a quantidade de cana rastreada ou declarada em relação ao total de cana que foi processada. Dessa forma, a usina amplia a quantidade de CBIOS que pode gerar por litro de etanol vendido. No entanto, a segunda consequência é que há um acréscimo nas quantidades de insumos considerados pela RenovaCalc no sistema produtivo da cana-de-açúcar.

Como a maioria dos parâmetros agrícolas reais são desconhecidos, a calculadora do RenovaBio considera valores típicos para representar a média de cada parâmetro da RenovaCalc mais uma penalização. Dessa forma, há um aumento nas quantidades de insumos utilizados da cana declarada com dados tipo padrão e, conseqüentemente, há um acréscimo na emissão GEE.

Em outras palavras, há uma poluição nos dados devido à escolha de como declarar a produção agrícola na RenovaCalc. A Tabela 10 traz um pouco de luz sobre esse assunto e mostra as médias dos escores de eficiência para cada *input*, as médias dos escores de eficiência para cada *output* e as médias dos escores para a eficiência geral por tipo de dado declarado.

Tabela 10. Média dos Escores de Eficiência por tipo de dado declarado

Dados	Terra	Diesel	Moagem	Produção	Emissões	ρ
Apenas Padrão	0,58	0,41	0,79	1,00	0,48	0,47

Apenas Primário	0,81	0,49	0,93	1,00	0,78	0,68
Padrão e Primário	0,57	0,49	0,79	1,00	0,74	0,55

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

Observa-se que para todos os *inputs* e *outputs*, as médias dos escores de eficiência das usinas que declararam apenas dados perfil primário são superiores em relação às usinas que declararam apenas dados perfil padrão. E, como era esperado, esse efeito é mais perceptível em relação à eficiência ambiental, cuja média das usinas que declararam apenas dados perfil primário é aproximadamente 62% superior em relação às usinas que declararam apenas dados perfil padrão.

Outra questão relevante que pode contribuir no entendimento dos resultados é o mix de produção entre açúcar e etanol. A Tabela 11 compara as médias dos escores de eficiência entre as usinas que produziram e não produziram açúcar e a Tabela 12 mostra as médias do mix de produção de açúcar para as usinas que produziram açúcar e etanol por região.

Tabela 11. Média dos Escores de Eficiência por produção de açúcar

Produziu Açúcar?	Terra	Diesel	Moagem	Produção	Emissões	ρ
Não	0,58	0,38	0,84	1,00	0,66	0,52
Sim	0,61	0,52	0,79	1,00	0,75	0,58

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

Tabela 12. Média do mix de produção de açúcar (%) por região

Região	Mix Açúcar
Brasil	47%
Centro-Oeste	34%
Nordeste	49%
Sudeste	48%
Sul	63%

Fonte: elaborado pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

A principal conclusão das tabelas anteriores é que, em média, as usinas que produziram açúcar apresentaram melhores escores de eficiência ambiental e técnica. E, além disso, as regiões com os maiores mix de açúcar (Sudeste, Nordeste e Sul) são as mesmas regiões que mostraram eficiência técnica igual ou superior à média nacional (de acordo com a Tabela 8).

Uma possível explicação para os resultados anteriores pode ser encontrada na forma que a RenovaCalc mensura o desempenho ambiental (ou NEEA) das usinas de etanol a partir da cana-de-açúcar. A calculadora do RenovaBio calcula a intensidade de carbono de cada usina

relativa à quantidade de energia produzida na fase industrial. Ou seja, contabiliza e soma as emissões de GEE em CO₂ equivalente de todas as fases do processo produtivo do etanol e divide o resultado pela quantidade de energia em MJ. E é justamente no cálculo de conversão dos produtos da indústria canavieira para energia que está a possível explicação.

A Tabela 13 apresenta algumas informações com o objetivo de estimar e comparar a quantidade de energia que uma tonelada de cana processada gera quando é destinada para a produção de 1 quilo de açúcar e quando é destinada para produção de 1 litro etanol.

Tabela 13. Energia gerada pelo açúcar, etanol anidro e etanol hidratado

Produto	Litro/ ton de cana processada	Massa específica (Kg/L)	Kg/ ton de cana processada	Poder calorífico inferior (MJ/Kg)	MJ/ ton de cana processada
Açúcar	-	-	125,30	16,19	2.028,61
Etanol anidro	74,50	0,79	58,93	28,26	1.665,41
Etanol hidratado	77,70	0,81	62,86	26,38	1.658,04

Fonte: elabora pelo autor com base em Conab (2019) e Resolução ANP nº 758, de 23 de novembro de 2018.

A primeira coluna lista os produtos de interesse da indústria. A segunda e a quarta coluna representam a mesma informação em unidades de medida diferentes: a quantidade do produto fabricado para cada tonelada de cana processada. Essas informações são referentes à média nacional e foram coletadas em Conab (2019). A terceira e a quinta coluna são dados considerados pelo RenovaBio e usados na RenovaCalc. Por fim, a última coluna é a estimativa de energia gerada por cada produto para cada tonelada de cana processada.

A principal conclusão da Tabela 13 é que a RenovaCalc adota uma premissa de que a tonelada de cana destinada à produção de açúcar gera aproximadamente 22% de energia a mais do que a tonelada de cana destinada à produção de etanol (anidro ou hidratado).

Consequentemente, as usinas que possuem um mix de açúcar mais elevado tendem a apresentar uma NEEA mais elevada em relação às usinas que produzem apenas álcool ou possuem um mix de açúcar inferior. O mesmo raciocínio é válido para o modelo usado no presente estudo, pois quanto mais toneladas de cana a usina destinou para a produção de açúcar, maior foi o seu *good output* ou produção industrial (em MJ).

Dado que um dos objetivos do RenovaBio é o aumento da produção e participação de biocombustíveis na matriz de transporte brasileira, a premissa discutida anteriormente pode ser considerada contraproducente para o programa. Além disso, um bom desempenho no RenovaBio pode ter um valor intangível para as empresas, pois as consequências positivas podem extrapolar os benefícios da política (financiamentos relacionados a boas práticas ambientais, por exemplo).

Nessa circunstância, uma alternativa para contornar o benefício devido a premissa de cálculo da RenovaCalc seria criar mais uma rota de produção no RenovaBio para diferenciar as tecnologias. Ou seja, o programa poderia adotar uma calculadora distinta para mensurar o desempenho das usinas que produzem apenas álcool. Dessa forma, a comparação entre as usinas de etanol a partir da cana-de-açúcar no RenovaBio seria mais oportuna.

Essa condição explica, ao menos parcialmente, a divergência encontrada neste estudo em relação aos resultados obtidos por Xavier (2014) e Danelon (2018), que encontraram indícios de que as usinas localizadas na região Centro-Sul apresentam um nível de eficiência técnica superior em comparação ao Nordeste. Isso porque, os autores utilizaram a quantidade total de Açúcares Totais Recuperáveis (ATR) para estruturar a variável de *output* e, com isso, estabeleceram um peso diferenciado para a produção de açúcar e etanol. A lógica adotada na RenovaCalc e, por consequência neste estudo, converte todos os produtos em energia para a composição da variável *output*, ampliando a eficiência das empresas que produzem mais açúcar. Assim, é natural que os resultados indiquem maior eficiência nas regiões Nordeste e Sul, onde a proporção de cana-de-açúcar direcionada à fabricação de açúcar é maior.

Considerando as discussões anteriores, percebe-se que há duas importantes ressalvas que limitam a interpretação dos dados. A primeira é o tipo de dado que foi usado para declarar as informações na fase agrícola e a segunda é referente à fabricação de açúcar. Assim, para uma melhor visualização das características mencionadas, a Tabela 14 apresenta a quantidade de usinas por região de acordo com: (i) o tipo de dado declarado na fase agrícola (apenas padrão, apenas primário ou ambos) e (ii) se produziu açúcar (sim ou não).

Tabela 14. Composição da amostra de acordo com o tipo de dado agrícola e produção de açúcar

Tipo de dado agrícola Produziu açúcar?	Apenas Padrão		Apenas Primário		Padrão e Primário	
	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Brasil	5	10	5	19	43	119
Centro-Oeste	1	1	2	4	19	15
Nordeste	2	2	1	7	4	3
Norte	0	0	0	0	1	0
Sudeste	2	7	2	6	17	99
Sul	0	0	0	2	2	2

Fonte: elaborada pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

Finalmente, para uma interpretação mais adequada dos resultados, as Tabelas 15 e 16 apresentam as mesmas colunas da tabela anterior, porém, representam, respectivamente, os escores médios de eficiência geral técnica e ambiental.

Tabela 15. Média dos Escores de Eficiência Técnica Geral

Tipo de dado agrícola Produziu açúcar?	Apenas Padrão		Apenas Primário		Padrão e Primário	
	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Brasil	0,43	0,49	0,57	0,71	0,52	0,56
Centro-Oeste	0,41	0,49	0,54	0,57	0,53	0,53
Nordeste	0,47	0,45	0,70	0,71	0,59	0,69
Norte	-	-	-	-	0,47	-
Sudeste	0,40	0,51	0,54	0,74	0,52	0,56
Sul	-	-	-	0,91	0,44	0,63

Fonte: elaborada pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

Tabela 16. Média dos Escores de Eficiência Ambiental

Tipo de dado agrícola Produziu açúcar?	Apenas Padrão		Apenas Primário		Padrão e Primário	
	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
Brasil	0,43	0,51	0,63	0,82	0,69	0,76
Centro-Oeste	0,41	0,45	0,61	0,77	0,69	0,78
Nordeste	0,41	0,47	0,59	0,75	0,70	0,71
Norte	-	-	-	-	0,47	-
Sudeste	0,45	0,53	0,66	0,92	0,72	0,75
Sul	-	-	-	0,91	0,56	0,72

Fonte: Elaborada pelo autor com base nos resultados da pesquisa.

Considerando que os dados tipo primário são os mais precisos, ou seja, são as informações que melhor refletem a realidade das usinas, há a possibilidade de que os níveis de eficiência técnica e ambiental observados na Tabela 8 estejam subestimados. Assim sendo, os principais resultados das Tabelas 15 e 16 são:

- a) Existem evidências de que o nível de eficiência técnica do setor sucroenergético brasileiro está mais próximo de 0,57 para as usinas que

produzem apenas álcool e 0,71 para as usinas que produzem açúcar e álcool. Ou seja, há um potencial de melhoria de cerca de 43% e 29%, respectivamente.

- b) Existem evidências de que o nível de eficiência ambiental do setor sucroenergético brasileiro está mais próximo de 0,63 para as usinas que produzem apenas álcool e 0,82 para as usinas que produzem açúcar e álcool. Ou seja, há um potencial de melhoria de cerca de 37% e 18%.

Ainda de acordo com as últimas tabelas (e com a Tabela 10), observa-se uma superioridade nos níveis nacionais de eficiência técnica e ambiental entre as usinas que declararam parcial ou totalmente dados primários. Tal resultado era esperado e pode ser interpretado como um incentivo do RenovaBio para que as empresas melhorem a gestão das informações agrícola do setor.

7. CONCLUSÕES

No presente trabalho buscou-se responder quais são os níveis de eficiência técnica e ambiental das empresas do setor sucroenergético brasileiro. Para isso, foi utilizado um modelo de Análise Envoltória de Dados baseado em folgas (DEA SBM) e dados derivados do programa RenovaBio para o ano de 2018.

Os principais resultados indicam que, para o ano analisado, há potencial de melhorar a eficiência técnica das empresas em aproximadamente 44% e ampliar a eficiência ambiental (ou reduzir as emissões de gases de efeito estufa) em cerca de 27%. Além disso, baseado em trabalhos anteriores, observou-se um resultado não esperado: as usinas do Nordeste apresentaram um nível de eficiência técnica superior em relação às usinas do Sudeste.

Tais divergências com parte da literatura podem ser explicadas pela limitação do trabalho em relação às características dos dados utilizados. Conforme discutido no capítulo anterior, a forma que as usinas declararam os dados agrícolas (detalhada ou simplificada) parece impactar os níveis de eficiência. E o Nordeste é a região com a maior proporção de usinas que declararam dados agrícolas de forma mais detalhada.

Adicionalmente, os resultados também sugerem que as usinas que produzem açúcar e etanol apresentam níveis de eficiência técnica e ambiental superiores em comparação às usinas que produzem apenas álcool. Por isso, é adequado avaliar as usinas mistas e as destilarias de forma distinta.

Esses elementos sugerem que os níveis de eficiência técnica e ambiental encontrados podem estar subestimados. Considerando apenas as empresas que produzem açúcar e álcool e que declararam as informações agrícolas de forma detalhada, os potenciais de melhora das eficiências técnica e ambiental atingem 29% e 18%, respectivamente.

As informações obtidas indicam que existe condição de ampliar de forma significativa a eficiência na produção do biocombustível e, especialmente, reduzir a intensidade de carbono do etanol produzido no País apenas otimizando o sistema de produção atual.

Esta pesquisa contribui com a literatura nacional sob três perspectivas. A primeira é em relação ao método, pois, apesar dos modelos DEA serem amplamente utilizados para avaliar a eficiência do setor sucroenergético brasileiro, nenhum trabalho levantado na revisão de literatura utilizou a versão do modelo que calcula a eficiência baseada nas variáveis de folga (DEA SBM). A segunda perspectiva está relacionada à utilização de uma base de dados inédita, estruturada a partir das informações apuradas no âmbito da Política Nacional de

Biocombustíveis. E a terceira perspectiva está associada à primeira abordagem aplicada sobre a eficiência ambiental das empresas sucroalcooleiras no Brasil.

Apesar das lacunas preenchidas por esse trabalho, é preciso reconhecer que o tema está longe de ser esgotado. Para a discussão continuar evoluindo, é fundamental que estudos futuros incorporem variáveis adicionais na análise, ampliem o espaço temporal utilizado e adotem diferentes métodos para avaliação da eficiência técnica e eficiência ambiental do setor sucroenergético brasileiro.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DO PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS – ANP. Disponível em: <https://www.gov.br/anp/pt-br>. Acesso em: 02/04/2021.
- BANKER, R.D.; CHARNES, A.; COOPER, W.W. Some Models for Estimating Technical and Scale Efficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, Hanover, n.9, v.30, p. 1078-1092, Set. 1984.
- BRAGA, L. A. M. **A eficiência técnica das usinas sucroenergéticas: determinantes e impactos para economia brasileira**. 2016. xii, 82f. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, 2016.
- BRASIL. Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. Resolução ANP nº 758, de 23 de novembro de 2018. Regulamenta a certificação da produção ou importação eficiente de biocombustíveis de que trata o art. 18 da Lei nº 13.576, de 26 de dezembro de 2017, e o credenciamento de firmas inspetoras.
- BRASIL. Lei nº 13.576, de 26 de dezembro de 2017. Dispõe sobre a Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio) e dá outras providências. 2017
- BRUNOZI JÚNIOR, A.C.; ABRANTES, L.A.; GOMES, A. P.; GONÇALVES, R. M. L. Eficiência produtiva e análise econômica e financeira de usinas de cana-de-açúcar do estado de São Paulo. **Revista Ambiente Contábil**, Natal, v. 4, n.2, p. 74-92, dez. 2012.
- CECCHINI, L. et al. Environmental efficiency analysis and estimation of CO2 abatement costs in dairy cattle farms in Umbria (Italy): a SBM-DEA model with undesirable output. **Journal of Cleaner Production**, v. 197, p. 895-907, 2018.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. L. Measuring the efficiency of decision making units. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, v.2, n.6, p. 429-444, 1978.
- COELLI, T. J.; PRASADA RAO, D. S.; O'DONNELL, C. J.; BATTESE, G. **An Introduction to efficiency and productivity analysis**. 2nd ed. New York: Springer, 2005. 331p.
- COELLI, T.J. Recent developments In Frontier Modelling and Efficiency Measurement. **Australian Journal of Agricultural Economics**, Richmond, v. 39, n.3, p.219-245, Dec. 1995.
- COLL-SERRANO, V.; BOLÓS, V.; BENÍTEZ SUÁREZ, R. **deaR: Conventional and Fuzzy Data Envelopment Analysis**. Versão do pacote R 1.2.4. 2022. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=deaR>>. Acesso em: 04 de mar. 2022.
- COOK, Wade D.; TONE, Kaoru; ZHU, Joe. Data envelopment analysis: Prior to choosing a model. **Omega**, v. 44, p. 1-4, 2014.

- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; TONE, K. **Data Envelopment Analysis: a comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software**. 2nd ed. New York: Springer, 2007. 490p.
- COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; ZHU, J. Data envelopment analysis: History, models, and interpretations. In: COOPER, W. W.; SEIFORD, L. M.; ZHU, J. **Handbook on data envelopment analysis**. Springer, Boston, MA, 2011. p. 1-39.
- DANELON, A. F. **Determinantes da eficiência técnica na agroindústria sucroenergética brasileira: uma abordagem por fronteira estocástica**. 2018. Dissertação (Mestrado em Economia Aplicada) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2018. doi:10.11606/D.11.2018.tde-03052018-101916. Acesso em: 2020-07-08.
- DEBREU, G. The coefficient of resource utilization. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, New York, v. 19, n. 3, p.273-292, Jul. 1951.
- DU, L.; MAO, J. Estimating the environmental efficiency and marginal CO2 abatement cost of coal-fired power plants in China. **Energy Policy**, v. 85, p. 347-356, 2015.
- DUARTE, A. et al. Proposal of operating best practices that contribute to the technical efficiency in Brazilian sugar and ethanol mills. **Journal of Cleaner Production**, v. 214, p. 173-184, 2019.
- Empresa de Pesquisa Energética - EPE, 2020. Disponível em: <<https://www.epe.gov.br/pt>>. Acesso em: 27 de jul. 2020.
- FÄRE, R et al. Multilateral productivity comparisons when some outputs are undesirable: a nonparametric approach. **The Review of Economics and Statistics**, v. 71, n. 1, p. 90-98, 1989.
- FÄRE, R. et al. Characteristics of a polluting technology: theory and practice. **Journal of Econometrics**, v. 126, n. 2, p. 469-492, 2005.
- FÄRE, R.; GROSSKOPF, S.; PASURKA JR, C. A. Environmental production functions and environmental directional distance functions. **Energy**, v. 32, n. 7, p. 1055-1066, 2007.
- FARREL, M. J. The measurement of productive efficiency. **Journal of the Royal Statistical Society**, Malden, v. 120, n. 3, p. 253-290, 1957.
- FRIED, H. O.; KNOX LOVELL, C. A.; SCHMIDT, S. S. **The measurement of productive efficiency: techniques and applications**. New York: Oxford University Press, 1993. 426p.
- HALKOS, G.; PETROU, K. N. Treating undesirable outputs in DEA: a critical review. **Economic Analysis and Policy**, v. 62, p. 97-104, 2019.
- KORHONEN, P. J.; LUPTACIK, M. Eco-efficiency analysis of power plants: An extension of data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 154, n. 2, p. 437-446, 2004.

- KUHN, Lena et al. Technical and environmental efficiency of livestock farms in China: a slacks-based DEA approach. **China Economic Review**, 2018.
- LEMOS, S. V. et al. Agroindustrial best practices that contribute to technical efficiency in Brazilian sugar and ethanol production mills. **Energy**, v. 177, p. 397-411, 2019.
- LEMOS, S. V. et al. Análise comparativa entre produtividade agrícola e industrial do setor sucroenergético brasileiro nos últimos 10 anos. **Custos Agro**. v. 12, n. 4, p. 154-174, 2016.
- LIU, W. B. et al. DEA models with undesirable inputs and outputs. **Annals of Operations Research**, v. 173, n. 1, p. 177-194, 2010.
- MACEDO, M. A. S.; CIPOLA, F. C.; FERREIRA, A. F. R. Desempenho social no agronegócio brasileiro: aplicando DEA no segmento de usinas de processamento de cana-de-açúcar. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 48, n. 1, p. 223-243, mar. 2010.
- MARIN, F. R.; CARVALHO, G. L. Spatio-Temporal variability of sugarcane yield efficiency in the state of São Paulo, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. Brasília v.43, n.2, pg. 149-156, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2012000200001>
Acesso em: 02/04/2021.
- MARQUES, P.V. (Coord.) **Custo de produção agrícola e industrial de açúcar e álcool no Brasil na safra 2007/2008**. Piracicaba: Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Programa de Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas/Departamento de Economia, Administração e Sociologia. 2009. 194 p. Relatório apresentado a Confederação da Agricultura e Pecuária do Brasil – CNA.
- MATSUURA, M. I. S. F. et al. RenovaCalc: a calculadora do Programa RenovaBio. In: CONGRESSO BRASILEIRO SOBRE GESTÃO DO CICLO DE VIDA, 6., 2018, Brasília, DF. Anais... Brasília: IBICT, 2018. p. 162-167.
- MELO, C. O. **Eficiência econômica da produção de cana-de-açúcar de produtores independentes do Estado do Paraná**. 2010. ix, 92 f. Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, 2010. Disponível em: <<http://hdl.handle.net/11449/101804>>.
- Ministério de Minas e Energia - MME, 2020. Disponível em: <<http://www.mme.gov.br/web/guest/secretarias/petroleo-gas-natural-e-biocombustiveis/acoes-e-programas/programas/renovabio>>. Acesso em: 27 de jul. 2020.
- PACHIEL, M. G. **Eficiência produtiva de usinas de cana-de-açúcar do estado de São Paulo**. 2009. 67 f. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, 2009.
- PEREIRA, C. N.; SILVEIRA, J. M. F. J. Análise exploratória da eficiência produtiva das usinas de cana-de-açúcar na Região Centro-Sul do Brasil. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Brasília, v. 54, n. 1, p. 147-166, mar. 2016.
- PEREIRA, N. A.; TAVARES, M. Efficiency of major producing regions of sugar cane through Data Envelopment Analysis (DEA). **Custos e Agronegócio**, v. 13, n. Special edition, p. 37–70, 2017.

- PEREIRA, N. A.; TAVARES, M. Eficiência do setor sucroenergético com base na análise de janelas. **Rev. Agro. Amb.**, Maringá, v. 13, n. 1, p. 59-82, jan/mar. 2020.
- RODRIGUES, M. et al. Eficiência Técnica Do Setor Canavieiro Do Estado De São Paulo (Technical Efficiency in Sugarcane Production in the State of São Paulo). In: **Atas Proceedings, VIII Congresso da APDEA e o II Encontro Lusófono em Economia, Sociologia, Ambiente e Desenvolvimento Rural, ESADR**. 2016.
- SALGADO JUNIOR, A. P.; CARLUCCI, F. V.; NOVI, J. C. Aplicação da análise envoltória de dados (AED) na avaliação da eficiência operacional relativa entre usinas de cana-de-açúcar no território brasileiro. **Eng. Agríc.**, Jaboticabal, v. 34, n. 5, p. 826-843, out. 2014.
- SCHEEL, H. Undesirable outputs in efficiency valuations. **European Journal of Operational Research**, v. 132, n. 2, p. 400-410, 2001.
- SESMERO, J. P.; PERRIN, R. K.; FULGINITI, L. E. Environmental efficiency among corn ethanol plants. **Biomass and Bioenergy**, v. 46, p. 634-644, 2012.
- SILVA, H. J. T. **Dois ensaios empíricos sobre heterogeneidade produtiva e estrutura de capital do setor sucroenergético brasileiro**. 2019. Tese (Doutorado em Economia Aplicada) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2019. doi:10.11606/T.11.2019.tde-12082019-100332. Acesso em: 2020-07-08.
- SONG, M. et al. Environmental efficiency evaluation based on data envelopment analysis: A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 16, n. 7, p. 4465-4469, 2012.
- SOUSA, E. L.; RODRIGUES, L. The energy cane revolution in Brazil: delivering food, bioenergy and biomaterials. In: JANK, M. S.; GUO, P.; SÍLVIA, H. G. M. **China-Brazil: partnership on agriculture and food security**. Piracicaba: ESALQ/USP, 2020. p. 216-243.
- SUEYOSHI, T.; YUAN, Y.; GOTO, M. A literature study for DEA applied to energy and environment. **Energy Economics**, v. 62, p. 104-124, 2017.
- SUN, J. et al. An evaluation of greenhouse gas emission efficiency in China's industry based on SFA. **Science of The Total Environment**, v. 690, p. 1190-1202, 2019.
- TONE, K. A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 130, n. 3, p. 498-509, 2001.
- TONE, K. Dealing with undesirable outputs in DEA: a Slacks-Based Measure (SBM) approach. **Nippon Opereshonzu, Risachi Gakkai Shunki Kenkyu Happyokai Abusutorakutoshu**, p. 44-45, 2004.
- TYTECA, D. Linear programming models for the measurement of environmental performance of firms: concepts and empirical results. **Journal of Productivity Analysis**, v. 8, n. 2, p. 183-197, 1997.
- UNIÃO DA INDÚSTRIA DE CANA-DE-AÇÚCAR - ÚNICA, 2020. Disponível em: <<https://unica.com.br/iniciativas/renovabio/>>. Acesso em: 27 de jul. 2020.

- VITTI, G. D. et al. **Nutrição e adubação da cana-de-açúcar**. Bebedouro, SP:[s.n.], 2005. Disponível em: <https://www.agencia.cnptia.embrapa.br/Repositorio/Nutricao+cana+GVitti_000fh3r3vzp_02wyiv80rn0etnmc6zamd.pdf>. Acesso em: 02/04/2021.
- WALKER, N. L. et al. Economic and environmental efficiency of UK and Ireland water companies: influence of exogenous factors and rurality. **Journal of Environmental Management**, v. 241, p. 363-373, 2019.
- WANG, Y. et al. Environmental efficiency evaluation of China's iron and steel industry: A process-level data envelopment analysis. **Science of The Total Environment**, v. 707, p. 135903, 2020.
- WEI, C.; LÖSCHEL, A.; LIU, B. An empirical analysis of the CO2 shadow price in Chinese thermal power enterprises. **Energy Economics**, v. 40, p. 22-31, 2013.
- XAVIER, C. E. O. **Análise da eficiência do setor sucroenergético brasileiro**. 2014. Tese (Doutorado em Economia Aplicada) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2014. doi:10.11606/T.11.2014.tde-03122014-173110. Acesso em: 2020-07-08.
- ZHENGFELI, G.; LANSINK, A. O. Input disposability and efficiency in Dutch arable farming. **Journal of Agricultural Economics**, v. 54, n. 3, p. 467-478, 2003.