

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS  
CENTRO DE CIÊNCIAS EM GESTÃO E TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

Luísa Fancelli Coelho

**DETERMINANTES DA EFICIÊNCIA TÉCNICA DA PRODUÇÃO DE CANA-DE-  
AÇÚCAR BRASILEIRA**

Sorocaba – SP

2021

Luísa Fancelli Coelho

**DETERMINANTES DA EFICIÊNCIA TÉCNICA DA PRODUÇÃO DE CANA-DE-  
AÇÚCAR BRASILEIRA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-  
Graduação em Economia da UFSCar para  
obtenção do título de Mestre em Economia.

Orientação: Prof. Dr. Cassiano Bragagnolo

Financiamento: CAPES/DS

Sorocaba - SP

2021

Fancelli Coelho, Luísa

Determinantes da eficiência técnica da produção de cana-de-açúcar brasileira / Luísa Fancelli Coelho -- 2021. 86f.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de São Carlos, campus Sorocaba, Sorocaba

Orientador (a): Cassiano Bragagnolo

Banca Examinadora: José César Cruz Júnior, Carlos Eduardo Osório Xavier

Bibliografia

1. Cana-de-açúcar. 2. DEA. 3. Tobit. I. Fancelli Coelho, Luísa. II. Título.

Ficha catalográfica desenvolvida pela Secretaria Geral de Informática (SIn)

DADOS FORNECIDOS PELO AUTOR

Bibliotecário responsável: Maria Aparecida de Lourdes Mariano - CRB/8 6979

**LUÍSA FANCELLI COELHO**

**DETERMINANTES DA EFICIÊNCIA TÉCNICA DA PRODUÇÃO DE CANA-DE-  
AÇÚCAR BRASILEIRA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia para obtenção do título de Mestre em Economia. Sorocaba, 08 de setembro de 2021.

Orientador

---

Dr. Cassiano Bragagnolo

UFSCar

Examinador

---

Dr. José César Cruz Júnior

UFSCar

Examinador

---

Dr. Carlos Eduardo Osório Xavier

CEOX Planejamento e Otimização LTDA

## **AGRADECIMENTO**

Meus agradecimentos iniciais são para o meu orientador professor Dr. Cassiano Bragagnolo e pelos integrantes da banca Dr. José César Cruz Júnior e Dr. Carlos Eduardo Osório Xavier pela paciência e valiosas contribuições.

Agradeço também a minha estimada dupla que tenho tanto carinho Laura Grimaldo e Bruna Scarpioni por tanto companheirismo, confiança e muito trabalho. Ao Vinícius Alves e professores Dra. Andrea Ferro e Dr. Rodrigo Rodrigues por dividirem projetos especiais. Agradeço pelas deslumbrantes pessoas que dividiram muitos momentos durante estes anos: Rebeca Sejas e Fernando Bob. E também pelo imenso apoio de Henrique Tateishi.

Agradeço profundamente pela base, confiança e amor dado por meus pais Marilene Fancelli e Maurício Coelho Filho durante toda a minha vida e em especial nesse período e também por todas as pessoas da minha família. Agradeço pelo carinho e suporte dado pelas minhas amigas de longa data: Fabiane Rezemini, Jeanne Nogueira, Jéssica Sevilha e Michele Nadal, mesmo que distantes, e também ao Fabrício Santos que me ajudou a criar um pouco mais de paciência neste período.

Agradeço também ao ensinamento da Reiyukai e a todos os membros.

À Universidade Federal de São Carlos pelo espaço e oportunidade de estudo, a todos os funcionários e também à CAPES pelo financiamento.

A todos que, mesmo por um dia ou minutos, possam ter dividido experiências comigo e se sintam parte disso, meu muito obrigada.

## RESUMO

COELHO, Luísa. Determinantes da eficiência técnica da produção de cana-de-açúcar brasileira. 2021. Dissertação (Mestrado em Economia no Programa de Pós-Graduação em Economia) – Universidade Federal de São Carlos, Sorocaba, 2021.

O Brasil é o maior produtor de cana-de-açúcar e a importância deste setor no Brasil se dá desde o período colonial e se fortalece à medida que o produto ganha mercado internacionalmente. Isto ocorre devido à crescente demanda internacional por fontes de energias limpas, já que a cana-de-açúcar é o principal insumo para a produção de etanol, e também pela crescente preocupação com a redução de gases de efeito estufa, tornando o Brasil um polo relevante na produção dessa *commodity*. Diante da importância econômica, social e ambiental da produção de cana-de-açúcar, realizou-se uma análise de eficiência calculada através da análise envoltória de dados (*data envelopment analysis* – DEA). O objetivo foi calcular a eficiência técnica na produção de cana-de-açúcar para uma amostra de municípios dos estados de São Paulo, Goiás, Minas Gerais e Mato Grosso por meio de dados do Censo Agropecuário 2017, divulgado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2017). Adicionalmente, um modelo Tobit foi empregado para identificar as variáveis socioeconômicas que afetam as eficiências na produção da cana-de-açúcar. Foi possível identificar conglomerados de produção com destaque para as mesorregiões, destacam-se as mesorregiões de Ribeirão Preto e São José do Rio Preto em São Paulo e Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba em Minas Gerais. Os resultados apontaram que os municípios na qual utilizou-se mais crédito rural apresentaram eficiências mais altas para o estado de São Paulo, enquanto Minas Gerais possuiu efeito positivo com relação a receita proveniente da cana-de-açúcar. O estado de Goiás, foi o único que apresentou influência positiva da agricultura familiar nas eficiências, enquanto o estado de Mato Grosso foi o único que apresentou significância positiva e significativa para a média de idade dos produtores de cana-de-açúcar.

Palavras-chave: Cana-de-açúcar; DEA; Tobit.

## ABSTRACT

COELHO, Luísa. Determinants of technical efficiency from Brazilian sugarcane production. 2021. Thesis (Master in Economics at Economics Graduate Course) – Federal University of São Carlos, Sorocaba, 2021.

Brazil is currently the world's largest producer of sugarcane and the importance of this sector has been occurring since the colonial period and has strengthened its relevance in the international market. The increase on the interest of sugarcane reflects an international demand for clean energy and the growing concern with the reduction of greenhouse gases turning Brazil a relevant pole of production. Due to the economic, social and environmental importance that the production of sugarcane and ethanol exert on Brazil, an analysis of the efficiency of these sectors was carried out. The efficiency measure was performed using the data envelopment analysis (DEA). The objective was to calculate the technical efficiency in the production of sugarcane for a sample of municipalities in the states of São Paulo, Goiás, Minas Gerais and Mato Grosso using data from the 2017 Agricultural Census, released by the Brazilian Institute of Geography and Statistics (IBGE, 2017). Additionally, a Tobit model was used to identify the socioeconomical variables affecting sugarcane production efficiencies. There was a concentration of sugarcane production in the mesoregions of Ribeirão Preto and São José do Rio Preto in São Paulo and Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba in Minas Gerais. The results pointed that the municipalities with the biggest proportion of rural credit use had higher levels of efficiency in São Paulo. Minas Gerais showed a significant and positive influence regarding to the revenue from sugarcane. The state of Goiás was the only one that showed a positive influence of smallholder farms on efficiencies, while the state of Mato Grosso was the only one that showed positive significance for the average age of the population.

Keywords: Sugarcane; DEA; Tobit.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Maiores países produtores de açúcar em 2018.....	23
Figura 2. Evolução da produção de etanol no Brasil (2001 – 2019) .....	23
Figura 3. Área colhida (A) e produção (B) de cana-de-açúcar nos estados do Centro-Oeste e Sudeste brasileiros na safra 2019/2020 .....	26
Figura 4. Contribuição na produção de etanol de cana-de-açúcar nos estados da região Centro-Oeste e Sudeste na safra 2019/2020 .....	27
Figura 5. Série histórica da produção de cana-de-açúcar (5A) e etanol (5B) dos estados mais produtivos do Centro-Oeste e Sudeste nas safras de 2009/2010 até 2019/2020 .....	28
Figura 6. Tipos de comportamento de gestão das empresas.....	30
Figura 7. Tipos de comportamento dos gestores .....	34
Figura 8. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017 .....	46
Figura 9. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar no estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017 .....	48
Figura 10. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017.....	53
Figura 11. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017.....	54
Figura 12. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de Goiás – municípios selecionados – 2017.....	57
Figura 13. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar no estado de Goiás – municípios selecionados – 2017.....	58
Figura 14. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017 .....	62
Figura 15. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar no estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017 .....	63



## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Produção de etanol em 1000 m <sup>3</sup> em cada região brasileira nas safras de 2009/2010 e 2019/2020 .....	24
Tabela 2. Produção de cana-de-açúcar em cada região brasileira nas safras de 2009/2010 até 2019/2020 (em mil toneladas) .....	25
Tabela 3. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017 .....	45
Tabela 4. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017 .....	47
Tabela 5. Classificação das eficiências calculadas para as mesorregiões do estado de São Paulo em 2017 – número de municípios e participação percentual.....	49
Tabela 6. Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na regressão para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017 .....	50
Tabela 7. Variáveis que afetam as eficiências do modelo – resultados do modelo Tobit para o estado de São Paulo .....	51
Tabela 8. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017 .....	52
Tabela 9. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de Minas Gerais (2017) .....	53
Tabela 10. Classificação das eficiências calculadas com respeito a cada mesorregião do estado de Minas Gerais em 2017 – número de municípios e participação percentual .....	54
Tabela 11. Estatística descritiva das variáveis utilizadas na regressão de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017 .....	55
Tabela 12. Resultados do modelo Tobit para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017 .....	56
Tabela 13. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de Goiás – municípios selecionados – 2017 .....	57
Tabela 14. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de Goiás (2017) ..	58
Tabela 15. Classificação das eficiências calculadas para cada mesorregião do estado de Goiás em 2017 – número de municípios e participação percentual.....	59
Tabela 16. Estatística descritiva das variáveis utilizadas na regressão do estado de Goiás – municípios selecionados – 2017 .....	59
Tabela 17. Resultados do modelo Tobit para o estado de Goiás – municípios selecionados – 2017 .....	60
Tabela 18. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017 .....	61
Tabela 19. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de Mato Grosso (2017) .....	62

Tabela 20. Classificação das eficiências calculadas para cada mesorregião do estado de Mato Grosso em 2017 – número de municípios e participação percentual .....	63
Tabela 21. Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na regressão de Mato Grosso–municípios selecionados – 2017 .....	64
Tabela 22. Resultados do modelo Tobit para o estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017.....	65

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	13
<b>2 REVISÃO DE LITERATURA E REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	17
2.1 ANÁLISE DE EFICIÊNCIA .....	17
2.2 PRODUÇÃO DE CANA-DE-AÇÚCAR E ETANOL NO BRASIL .....	21
2.3 O CÁLCULO DAS EFICIÊNCIAS PELO MODELO DEA .....	28
2.4 MODELO TOBIT .....	36
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	39
3.1 ESTRATÉGICA EMPÍRICA .....	39
3.2 TRATAMENTO DOS DADOS .....	42
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	45
4.1 EFICIÊNCIA TÉCNICA DA CANA-DE-AÇÚCAR E DETERMINANTES .....	45
4.1.1 São Paulo .....	45
4.1.2 Minas Gerais .....	52
4.1.3 Goiás .....	56
4.1.4 Mato Grosso .....	61
<b>5 CONCLUSÕES</b> .....	66
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	68
<b>APÊNDICE A</b> .....	78
<b>APÊNDICE B</b> .....	80
<b>APÊNDICE C</b> .....	82
<b>APÊNDICE D</b> .....	84
<b>ANEXO I</b> .....	85
<b>ANEXO II</b> .....	86



## 1 INTRODUÇÃO

A agricultura brasileira tem apresentado elevado crescimento econômico devido à contínua elevação da produtividade total dos fatores (PTF) ocorrida nas últimas décadas (BRAGAGNOLO; SPOLADOR; BARROS, 2010; GASQUES et al., 2014; PEREIRA et al., 2012). Em 2020, o crescimento do Produto Interno Bruto (PIB) do agronegócio brasileiro foi de 24,3%, mesmo em um contexto de crise, alcançando uma participação de 26,6% no PIB brasileiro total (CEPEA, 2021). No caso da cana-de-açúcar, em específico, no ano de 2019 houve aumento de 10,6% no valor da produção devido à produção 3,48% maior e ao aumento de 6,89% nos preços (CEPEA, 2021). Ainda no ano de 2019, o Brasil apresentou um crescimento de aproximadamente 11% na produção de etanol, com elevação de 17% no consumo doméstico (ANP, 2020a).

A desregulamentação no setor sucroalcooleiro a partir de 1990 resultou no aumento da competitividade através de incentivos para a produção de etanol e, também, na diversificação da produção das usinas de etanol de cana-de-açúcar, que incluiu, por exemplo, a cogeração de eletricidade (RODRIGUES; ROSS, 2020). O estado de São Paulo é ainda o que tem maior representatividade dentro do setor sucroalcooleiro, no entanto, já há uma expansão para o Centro-Oeste (GRANCO et al., 2017). A produção de cana-de-açúcar brasileira destaca-se pela possibilidade da cogeração de eletricidade, pela produção de açúcar e também de etanol, sendo importante nos aspectos econômicos, sociais e ambientais (SILVA et al., 2021a)., além disso, o Brasil destaca-se na produção da cana devido à presença de características biofísicas favoráveis à produção do produto, como solo, índice pluviométrico e temperatura, e também porque a cana-de-açúcar é a matéria-prima mais eficiente em converter açúcar em etanol de primeira geração<sup>1</sup> (SCHARLEMANN; LAURANCE, 2008).

Apesar do bom desempenho geral e das vantagens competitivas internacionais, o setor sucroenergético brasileiro ainda possui debilidades que precisam ser superadas. Considerando a produção de etanol, é necessário levar em consideração, por exemplo, a natureza perene da cana-de-açúcar (GRANCO et al., 2017; PEREIRA; SILVEIRA, 2016). Quanto à produção agrícola, é necessário desenvolver continuamente técnicas de boas práticas agrícolas (RODRIGUES; ROSS, 2020), considerando também os limites de expansão da área plantada (JAISWAL et al., 2017). Adicionalmente, o setor sucroenergético precisa de investimentos em

---

<sup>1</sup> Produzido a partir da conversão da sacarose presente na cana-de-açúcar. É diferente do etanol de segunda geração que transforma a lignocelulose de biomassa em etanol (PACHECO, 2011).

capacidade produtiva e na produção agrícola da cana-de-açúcar para manter sua competitividade (MILANEZ et al., 2015; RODRIGUES; ROSS, 2020).

Além dos pontos já destacados, existe a possibilidade de aumentar a competitividade internacional do setor através de ganhos de eficiência na produção, ou seja, produzindo uma quantidade maior de produto enquanto há uma redução ou estabilidade no uso de insumos<sup>2</sup> (O'DONNELL, 2018) e, portanto, fazendo uma exploração economicamente mais vantajosa (TORQUATO; MARTINS; RAMOS, 2009).

A Análise Envoltória de Dados, muitas vezes referida na literatura pelo acrônimo em inglês DEA (*data envelopment analysis*), tem se mostrado uma abordagem adequada para mensurar a eficiência técnica relativa de unidades de produção denominadas unidades tomadoras de decisão (DMUs). A DEA é uma técnica de programação linear que calcula a eficiência relativa de uma determinada amostra de DMUs construindo uma fronteira relativa de produção (COELLI; RAO; BATTESE, 1998; O'DONNELL, 2018). As DMUs mais eficientes são aquelas que produzem a maior quantidade de produto dado um nível fixo de insumos ou utilizam a menor quantidade de insumos possível dado um nível fixo de produto.

Assim, o objetivo deste estudo é calcular a eficiência técnica na produção de cana-de-açúcar para uma amostra de municípios dos estados de São Paulo, Goiás, Minas Gerais e Mato Grosso por meio de dados do Censo Agropecuário 2017 divulgados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2017). Para a análise, será utilizada a abordagem DEA, com orientação para os insumos e retornos constantes de escala, conhecida como DEA-CCR ou DEA-CRS (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978). Complementarmente, serão analisadas, através de um modelo Tobit, as variáveis socioeconômicas que influenciam as eficiências da produção de cana-de-açúcar.

Existem diversos estudos internacionais que mediram a eficiência na produção agropecuária (COELLI; LAUWERS; VAN HUYLENBROECK, 2007; REINHARD; LOVELL; THIJSEN, 2000; REINHARD; LOVELL; THIJSEN, 1999; SONG et al., 2012; ZOFÍO; PRIETO, 2001) e a eficiência na produção de etanol (GÓMEZ, 2016; SALAZAR-ORDÓÑEZ; PÉREZ-HERNÁNDEZ; MARTÍN-LOZANO, 2013; SESMERO; PERRIN; FULGINITI, 2012). No Brasil, existem vários estudos que versam sobre medidas de eficiência

---

<sup>2</sup> Essa é uma das abordagens que podem explicar ganhos de eficiência. Outras abordagens serão discutidas ao longo do texto.

no setor sucroenergético (BRUNOZI JÚNIOR et al., 2012; DUARTE et al., 2019; LEMOS et al., 2019; PEREIRA; SILVEIRA, 2016; SALGADO JUNIOR; BONACIM; PACAGNELLA JUNIOR, 2009; XAVIER, 2014), porém, apenas alguns autores calcularam a eficiência nas unidades produtoras de cana-de-açúcar brasileiras (OLIVEIRA et al., 2014; PEREIRA; TAVARES, 2017). Muitos estudos medem a eficiência técnica na produção da cana-de-açúcar em outros países, dentre os quais podem-se citar Ambetsa et al. (2020), Singh et al. (2019) e Ullah et al. (2019).

Apesar da vasta literatura mencionada, poucos são os estudos que fazem uma análise de eficiência nos principais estados produtores. Existem estudos no estado de São Paulo (RODRIGUES et al., 2018; SALGADO JUNIOR; BONACIM; PACAGNELLA JUNIOR, 2009; TORQUATO; MARTINS; RAMOS, 2009), e a níveis agregados (OLIVEIRA et al., 2014), em diferentes regiões produtoras (FERNANDES; SPROESSER; PEREIRA, 2019; PEREIRA; TAVARES, 2017), mas não para os estados individualmente. Salgado Junior et al. (2014) apesar de utilizar vários estados brasileiros avaliou a eficiência operacional das propriedades canavieiras e possibilidade de expansão nas regiões analisadas. Alves et al. (2021) avaliou os principais estados produtores de cana-de-açúcar, mas fez uma análise de correlação da produtividade. Adicionalmente, esta análise integra a avaliação da influência de variáveis socioeconômicas na determinação da eficiência nesses estados.

Assim, espera-se que a contribuição desse estudo se dê por meio de três análises principais: i) medindo os índices de eficiência técnica na produção de cana-de-açúcar e de etanol no Brasil; ii) definindo os determinantes da eficiência técnica na produção da cana-de-açúcar; e iii) inferindo sobre a regionalização das eficiências em cada mesorregião dos estados analisados. Para realizar a análise em questão, pretende-se: i) estimar as eficiências técnicas na produção de cana-de-açúcar através dos dados do Censo agropecuário 2017 do IBGE (IBGE, 2017) por meio de modelos do tipo DEA e ii) estimar um modelo Tobit para investigar a relação entre as eficiências técnicas da produção de cana-de-açúcar calculadas e alguns fatores socioeconômicos relacionados à sua produção.

Espera-se que haja uma concentração de produção em determinados locais nos estados, no estado de São Paulo, em específico, espera-se que haja uma concentração na região Nordeste do estado assim como aponta Salgado Junior et al. (2009). Além disso, acredita-se que a variável crédito seja fator determinante afetando positivamente a eficiência da cana-de-açúcar nos estados, assim como apontam Medeiros et al. (2017) onde argumentam que o crédito rural

é fator-chave para o desenvolvimento e investimento em novas tecnologias na agricultura brasileira. Outros determinantes positivos seriam a assistência técnica e a receita proveniente da venda de cana-de-açúcar.

Além desta breve introdução, este estudo está dividido em mais quatro seções, sendo: revisão de literatura e referencial teórico, metodologia, resultados e discussão e, por fim, a conclusão.



## 2 REVISÃO DE LITERATURA E REFERENCIAL TEÓRICO

### 2.1 ANÁLISE DE EFICIÊNCIA

O trabalho de Farrell (1957) pode ser considerado o precursor das análises de eficiência técnica. O autor comparou a eficiência de diferentes DMUs com diferentes produtos derivados de insumos comuns. A sua proposta metodológica consiste em uma das primeiras formalizações de análises do tipo DEA. Charnes et al. (1978) formalizaram o modelo DEA com retornos constantes de escala (CRS), conhecido na literatura como DEA-CRS ou DEA-CCR<sup>3</sup>, utilizando programação linear (COOPER; SEIFORD; ZHU, 2011). Banker et al. (1984) aprimoraram a análise avaliando as economias de escala, criando o modelo DEA com retornos variáveis de escala (VRS), conhecido na literatura como DEA-VRS ou DEA-BCC<sup>4</sup>. De acordo com Vasconcellos et al. (2006), as abordagens mais comuns na literatura utilizam os modelos DEA-BCC e DEA-CCR. Além destas abordagens mais tradicionais, existem outras para estimar a eficiência através de modelos do tipo DEA. O'Donnell (2018) apresenta abordagens alternativas que contam com pressuposições adicionais a respeito da função de produção, tais como não considerar a existência de mudança técnica, retornos não-crescentes de escala e retornos não-decrescentes de escala.

Devido à natureza determinística dos modelos do tipo DEA é possível que ocorram erros de mensuração. Desta forma, é necessário se atentar à presença de *outliers*, bem como à qualidade dos dados, já que os modelos do tipo DEA são medidas de eficiências relativas e não absolutas de cada DMU (BATTESE; COELLI, 1995; PEREIRA; TAVARES, 2017).

Mardani et al. (2017) realizaram uma revisão de 144 modelos do tipo DEA publicados entre 2006 e 2015 sobre eficiência energética. Os autores apontaram como ponto positivo destes estudos a capacidade dos modelos DEA de lidar com a escassez de dados, além da habilidade desses modelos de se adaptarem a diferentes contextos de análise. Tais contextos se referem a problemas como a eficiência energética, a eficiência no uso da água, a eficiência ambiental, *etc.* Apesar da grande quantidade de estudos revisados pelos autores, somente dois avaliaram produtos do setor sucroenergético.

Gómez (2016) avaliou as mudanças na eficiência técnica no setor de biocombustíveis em nove países da América Latina por meio de um modelo DEA-CCR com orientação ao produto. Os insumos escolhidos foram a produção anual de cana-de-açúcar e soja empregadas na

---

<sup>3</sup> CCR é a abreviatura do nome dos autores Charnes, Cooper e Rhodes (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

<sup>4</sup> BCC é a abreviatura do nome dos autores Banker, Charnes e Cooper (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984).

produção de biocombustíveis e os produtos selecionados foram produção final de biodiesel e bioetanol em cada país no ano de 2010. Dentre os países analisados, Brasil e Peru apresentaram os maiores índices de eficiência técnica.

Salazar-Ordóñez et al. (2013) realizaram o cálculo de um modelo DEA-BCC orientado ao produto para avaliar a produção de bioetanol de beterraba na Espanha. As emissões de gases de efeito estufa (GEE) foram incluídas como subprodutos indesejáveis no cálculo do modelo. Os insumos utilizados pelos autores para medir a eficiência técnica no âmbito da produção de bioetanol de beterraba foram sementes, pesticidas e fertilizantes. Apenas um dos produtores analisados no estudo obteve a eficiência máxima de 1. Das DMUs analisadas, 70% obtiveram eficiência técnica abaixo de 0,7. Os pesticidas mostraram ter potencial de 64,9% de redução de uso nos insumos e, por isso, a produção de beterraba possui ainda um grande potencial para reduzir seus impactos ambientais.

Pereira e Silveira (2016) mediram a eficiência técnica (TE) das usinas de cana-de-açúcar no Brasil, focando na capacidade de inovação de 17 usinas localizadas na região Centro-Sul através da produtividade durante os anos de 2001 a 2008. Os autores calcularam um modelo DEA-BCC orientado aos insumos, calculando um índice de Malmquist e utilizando dados em painel. Como insumos foram utilizados a quantidade de cana-de-açúcar processada e o número de empregados na usina e como produtos, foram utilizados etanol e açúcar. Nas safras analisadas houve decréscimo no índice de eficiência, majoritariamente explicado pelo fato de passarem por um período de recuperação econômica e crise. Mesmo assim, os valores de eficiência técnica calculados refletiram uma modernização nos processos de produção, uma vez que as firmas estavam relativamente mais próximas da fronteira de produção. Além disso, observou-se que as usinas não adotavam inovação no processo, sendo estas, na sua maioria, denominadas de firmas seguidoras, ou seja, replicavam as ações de outras usinas. Foi observado, também, que entre as safras há uma grande variação no índice de eficiência das diferentes usinas, indicando que existe uma elevada variação no desempenho destas ao longo do tempo.

Brunozi Júnior et al. (2012) e Salgado Júnior et al. (2009) mediram a eficiência nas usinas de etanol de cana-de-açúcar no estado de São Paulo, utilizando DEA. Brunozi Júnior et al. (2012) analisaram 17 DMUs utilizando como insumos os estoques, imobilizado e salários e como produto o faturamento bruto. Da amostra analisada, quatro DMUs foram consideradas eficientes, enquanto treze foram consideradas tecnicamente ineficientes. Das usinas

ineficientes, quatro apresentaram problemas de escala. O faturamento médio das usinas eficientes foi 86% superior ao das usinas ineficientes mesmo com mais funcionários e capital imobilizado.

Salgado Junior et al. (2009), a partir de uma amostra de 26 DMUs na região Nordeste de São Paulo, verificaram a relação de tamanho e eficiência entre usinas. Os resultados apontaram que onze DMUs podiam ser consideradas eficientes e que o tamanho das usinas não é um fator determinante para a eficiência, já que algumas das menores usinas encontravam-se no grupo eficiente.

Xavier (2014) mediu a eficiência das usinas do setor sucroenergético brasileiro na safra 2012/2013. Para tanto, o autor utilizou um modelo DEA orientado aos insumos, calculado por meio de dados primários coletados de 67 usinas de açúcar e etanol. Os resultados apontaram que as eficiências técnicas alocativas e puras não mostraram diferença significativa, no entanto a eficiência alocativa mostrou ter maior heterogeneidade entre as usinas da amostra. O autor também concluiu que as usinas possuíam potencial de ganhos de eficiência econômica de 90%, além disso mostrou que seria possível melhorar o desempenho por meio de uma maior adesão ao arrendamento de terras para a produção de cana-de-açúcar.

Alguns estudos medem a eficiência técnica da produção da cana-de-açúcar (AMBETSA; MWANGI; NDIRANGU, 2020; CARDOSO et al., 2019; DLAMINI et al., 2010; MARIN et al., 2008), dentre estes, porém, poucos fazem análises para o Brasil. Marin et al. (2008) por exemplo, estimaram a eficiência da produção de cana-de-açúcar com respeito a influência do clima e parâmetros físicos do local, tais como aptidão do solo, déficit hídrico, pluviometria, temperatura, *etc.* Cardoso et al. (2019) constataram que há uma relação positiva entre a eficiência e a mecanização das unidades produtoras de cana-de-açúcar de São Paulo e das regiões Nordeste e Centro-Oeste. Os autores também apontaram que a região geográfica é um dos fatores determinantes para a eficiência na produção.

Pereira e Tavares (2017) calcularam a eficiência técnica para as maiores unidades produtoras de cana-de-açúcar do Brasil nos anos de 2008 e 2011 por meio de um modelo DEA orientado para os insumos. Os insumos considerados foram mecanização, trabalho, aluguel, custos administrativos e outros insumos, enquanto o produto considerado foi a produção de cana-de-açúcar. Dentre as regiões, a região Centro-Sul<sup>5</sup> tradicional mostrou ser a mais eficiente,

---

<sup>5</sup> A região Centro-sul tradicional é composta pelos estados de São Paulo sem região Oeste, Paraná e Rio de Janeiro.

a região Nordeste<sup>6</sup> mostrou ineficiências puras e de escala, enquanto a região Centro-Sul expansão<sup>7</sup> apresentou ineficiências somente de escala. Os autores afirmam que o maior problema das usinas de cana-de-açúcar com relação à eficiência está relacionado à escala.

Similarmente, Oliveira et al. (2014) avaliaram a eficiência técnica das unidades produtoras de cana-de-açúcar por meio de um modelo DEA calculado com dados coletados de 20 fazendas. Foram utilizados como insumos a análise do solo, uso de fertilizantes, herbicidas, bem como, práticas de cultivo, trabalho e transporte da cana e como produto se considerou a receita da cana-de-açúcar. Cinco DMUs foram consideradas eficientes, enquanto as demais foram consideradas ineficientes, devido a problemas de escala.

Ambetsa et al. (2020) examinaram a eficiência técnica por meio de um modelo de fronteira estocástica (SFA) na produção de cana-de-açúcar de pequenos produtores rurais no Quênia e, por meio de um modelo Tobit, analisaram os determinantes das eficiências calculadas. Os resultados apontaram que o crédito rural, a assistência técnica e o tamanho das famílias são fatores que influenciam positivamente a eficiência desses produtores, assim como, a escolaridade e a idade dos produtores.

Ullah et al. (2019) mediram a influência da mecanização sob a eficiência técnica na produção de cana-de-açúcar na Tailândia, encontrando influência negativa do nível de mecanização e do tamanho das propriedades. Além disso, os autores verificaram que existe possibilidade de redução na quantidade de insumos empregados em regiões específicas de produção de cana-de-açúcar na Tailândia, bem como existe a possibilidade de aumentar a eficiência por meio de melhorias nas práticas de cultivo.

Existem também outros trabalhos além de Ambetsa et al. (2020) e Ullah et al. (2019) que utilizaram uma análise de segundo estágio DEA-Tobit (amplamente conhecido na literatura), dentre os quais cita-se: You e Zhang (2016) que realizaram uma análise da intensidade de produção da agricultura chinesa onde foi possível traçar uma análise espacial da ecoeficiência e desenvolvimento sustentável em 31 províncias, constatando que o que mais influenciava na ecoeficiência da produção era a área da produção, renda per capita e número de pessoas na família como principais determinantes da ecoeficiência nas províncias chinesas. Gul et al. (2009), em contrapartida, realizaram uma análise de eficiência técnica nas plantações de algodão da Turquia, verificando que há um potencial de ganho de eficiência de até 20% e

---

<sup>6</sup> Somente analisados os estados de Pernambuco e Alagoas.

<sup>7</sup> Composta pelo Mato Grosso do Sul, região do Triângulo Mineiro em Minas Gerais, Goiás e Oeste Paulista.

algumas das variáveis mais importantes para determinar a eficiência foram idade dos produtores e nível de educação. Dhungana et al. (2004) mediram a ineficiência econômica de rizicultores no Nepal verificando que possíveis determinantes são o gênero de quem gerencia a lavoura, a idade, nível de educação escolar e presença de mão de obra familiar.

## 2.2 PRODUÇÃO DE CANA-DE-AÇÚCAR E ETANOL NO BRASIL

A cana-de-açúcar e seus subprodutos são relevantes para a economia brasileira. Essa importância vem desde o período colonial, em que a cana-de-açúcar era cultivada, principalmente na região Nordeste, onde se localizavam as unidades esmagadoras de açúcar de onde o produto era enviado para a Europa. Ainda durante o período colonial, a produção de cana-de-açúcar foi expandida para o estado de São Paulo devido a crises geradas por conflitos de terra entre holandeses e portugueses e também pela perda do monopólio comercial da cana-de-açúcar, além da competição econômica com a expansão da mineração em Minas Gerais (RODRIGUES; ROSS, 2020).

Em 1931 para incentivar a produção do etanol, que ainda era considerado um subproduto, o governo federal promulgou a Lei nº 19.717 de 13 de março de 1931 (TEIXEIRA et al., 2020) a qual determinava a adição de 5% de etanol na gasolina importada, sendo que os automóveis que circulavam no Brasil deveriam utilizar álcool a uma proporção de pelo menos 10%. Desde então, as usinas de etanol e a produção de cana-de-açúcar expandiram para outras regiões do Brasil, gerando competição interna. De modo a evitar conflitos regionais, o governo estabeleceu cotas de produção para cada estado.

Após a Primeira Guerra Mundial com o declínio na oferta de açúcar produzido pela Europa houve um aumento de produção de açúcar no Brasil que abasteceu o mercado interno e, somente, após a Segunda Guerra Mundial a produção brasileira de cana-de-açúcar tornou-se novamente relevante para o mercado internacional (RODRIGUES; ROSS, 2020). A partir de 1950 em decorrência da crise econômica gerada pela Segunda Guerra Mundial as exportações de açúcar cresceram. Somente nos anos de 1970, com as crises do petróleo, o mercado brasileiro intensificou a expansão do setor com deslocamento da produção do Nordeste para o Sudeste (RODRIGUES; ROSS, 2020).

A expansão do setor e sua importância econômica fez com que em 1975 fosse estabelecido o Programa Nacional para o Álcool (PROÁLCOOL). O Brasil conseguiu fomentar a produção de etanol através de incentivos e intervenções estatais ativas, o que diminuiu a importação de petróleo (GOLDEMBERG, 2008). Durante a segunda crise do petróleo em 1977,

o etanol tornou-se ponto focal para a economia brasileira fazendo com que a indústria automotiva obtivesse estímulos do governo brasileiro e que houvesse fomento à produção de etanol (LEITE et al., 2009; MATSUOKA; FERRO; ARRUDA, 2009).

A ratificação do protocolo de Quioto em 1998, que propunha a redução da emissão de GEE através de uso de tecnologias mais limpas, também estimulou o incremento de etanol na produção brasileira. Nesse período o Brasil pôde promover sua produção de etanol no mercado internacional de combustíveis (FARGIONE et al., 2008; LUQUE et al., 2008).

A desregulamentação no setor a partir dos anos 1990 tornou possível que as usinas diversificassem sua produção e escolhessem, em um ambiente competitivo, seus *mixes* de produção entre as produções de cana-de-açúcar, etanol, cachaça ou açúcar. Devido a essa nova parcela de mercado houve uma descentralização da produção do Nordeste e Sudeste para o resto do país (RODRIGUES; ROSS, 2020). Apesar disso, em locais onde existia capacidade de investimentos em tecnologia e recursos disponíveis ocorreu a formação de novos centros de produção. Em decorrência disso, a expansão da produção se concentrou em grandes áreas rurais, devido ao fácil acesso ao crédito rural, o que foi chamado de “modernização dolorosa” (ANDRADE, 1994 *apud* RODRIGUES; ROSS, 2020). Após a crise financeira de 2008 o governo brasileiro iniciou um controle de preços da gasolina, o que tornou o mercado de etanol menos competitivo. A falta de investimento e financiamento no setor, conjuntamente com a política governamental brasileira, causou o fechamento de 48 usinas entre 2007/2008 e 2013/2014 (RODRIGUES; ROSS, 2020). Segundo Teixeira et al. (2020) o PROÁLCOOL foi determinante para a expansão do etanol no Brasil, assim como o papel do Renovabio, instituído pela Lei nº 13.576 de 26 de dezembro 2017, que também promoveu o setor de biocombustíveis, incluindo o etanol, denotando a importância de investimentos e financiamentos nesse setor.

A partir dos anos 2010, o setor sucroenergético tem se internacionalizado através da aquisição de unidades processadoras de cana-de-açúcar por empresas do exterior, o que caracteriza uma desnacionalização do setor (RODRIGUES; ROSS, 2020). Além disso, empresas como Odebrecht e Petrobrás estão migrando para o setor de etanol em busca de diversificação na sua produção e, também, para buscar melhores imagens corporativas.

Ainda em 2017, o Brasil se consolidou como primeiro produtor mundial da cana-de-açúcar e açúcar. Além disso, o Brasil é o segundo maior produtor mundial de etanol (EPE, 2018; RFA, 2019; USDA, 2018). Conforme pode ser observado na Figura 1, em 2018, a produção de açúcar brasileira representou 18% da produção mundial.

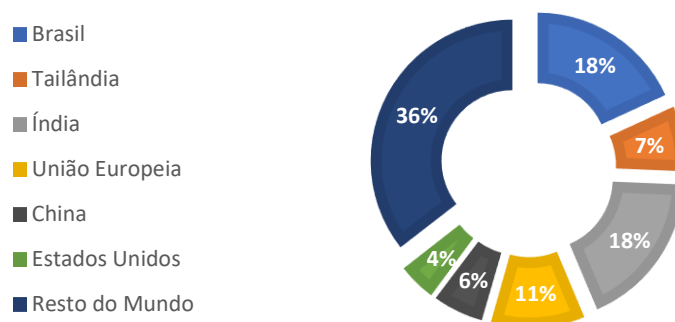


Figura 1. Maiores países produtores de açúcar em 2018

Fonte: Departamento de Agricultura dos Estados Unidos (USDA, 2018).

Com respeito ao etanol, conforme já mencionado, o Brasil é o segundo maior produtor, seguido dos Estados Unidos. Estes dois países representam cerca de 85% da produção mundial do produto (EIA, 2020). Ao contrário do que ocorre no Brasil, onde a produção de etanol usa cana-de-açúcar como principal matéria-prima, a produção de etanol dos EUA ocorre, majoritariamente, por meio do uso de milho. A Figura 2 mostra a série histórica da produção de etanol brasileira da safra 2001/2002 até a safra 2019/2020.

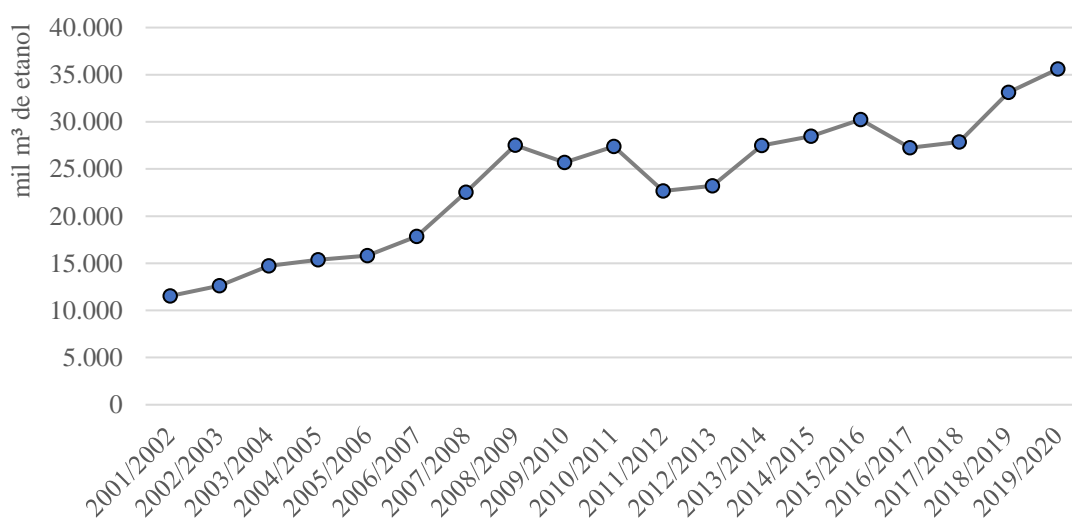


Figura 2. Evolução da produção de etanol no Brasil (2001 – 2019)

Fonte: União dos produtores de Cana-de-açúcar (UNICA, 2021).

O etanol é considerado um substituto tecnicamente e economicamente viável aos combustíveis fósseis (LYND; CRUZ, 2010). O etanol pode ser produzido a partir de materiais celulósicos como gramas e madeiras, de materiais ricos em açúcar, como a cana-de-açúcar, a

beterraba e o sorgo e de recursos a base de amido, como o milho ou o sorgo em grãos (GIRASE, 2010).

O incentivo ao crescimento do uso do etanol de cana-de-açúcar também esteve atrelado aos compromissos relacionados aos acordos internacionais de combate às mudanças climáticas. Neste sentido, o Brasil possui compromisso e metas estabelecidas na Política Nacional sobre Mudança do Clima instituída em 2009 pela Lei nº 12.187 de 29 de dezembro de 2009 e por isso precisa monitorar as emissões e os processos de produção, assim como o investimento em pesquisa e desenvolvimento, bem como o fomento ao uso de biocombustíveis e cogeração de eletricidade (Decreto nº 6.263 de 21 de novembro de 2007).

Em 2019, o Brasil obteve um crescimento de aproximadamente 11% na produção de etanol, incluindo um crescimento de 17% no consumo doméstico (ANP, 2020a). De acordo com dados do EPE (2018), em 2017, os produtos derivados da cana-de-açúcar contribuíram com 16% da produção de energia brasileira. A Tabela 1 mostra a produção de etanol entre os anos de 2009 e 2019 em cada região brasileira.

Tabela 1. Produção de etanol em mil m<sup>3</sup> em cada região brasileira nas safras de 2009/2010 e 2019/2020

<b>Safras</b>	<b>Norte</b>	<b>Nordeste</b>	<b>Sudeste</b>	<b>Centro-Oeste</b>	<b>Sul</b>
2009/2010	50,92	1.951,81	17.515,05	4.283,65	1.887,05
2010/2011	42,35	1.932,77	18.159,40	5.600,34	1.625,14
2011/2012	60,55	1.967,46	13.981,49	5.152,19	1.408,62
2012/2013	49,77	1.657,62	14.039,27	6.021,60	1.301,01
2013/2014	58,83	1.645,86	16.868,67	7.214,20	1.492,15
2014/2015	56,46	2.016,29	16.706,73	7.886,93	1.637,98
2015/2016	64,15	1.730,95	17.855,28	8.791,70	1.577,53
2016/2017	51,87	1.389,07	15.979,93	8.313,58	1.357,81
2017/2018	60,85	1.538,56	16.069,18	8.748,85	1.271,43
2018/2019	53,10	1.952,19	19.363,83	9.972,58	1.616,92
2019/2020	71,74	2.098,44	20.287,79	11.309,96	1.660,60

Fonte: UNICA (2021a).

Conforme pode-se observar na Tabela 1, as regiões Sudeste e Centro-Oeste são as que mais tem contribuído para a produção brasileira de etanol na última década.



A Tabela 2 mostra a produção de cana-de-açúcar em cada região brasileira nas safras compreendidas entre 2009/2010 e 2019/2020.

Tabela 2. Produção de cana-de-açúcar em cada região brasileira nas safras de 2009/2010 até 2019/2020 (em mil toneladas)

<b>Safra</b>	<b>Norte</b>	<b>Nordeste</b>	<b>Sudeste</b>	<b>Centro-Oeste</b>	<b>Sul</b>
2009/2010	946	31.500	419.102	77.233	45.627
2010/2011	1.039	30.733	419.749	93.793	43.403
2011/2012	1.163	34.214	360.325	92.233	40.601
2012/2013	1.157	28.855	386.623	106.376	39.759
2013/2014	1.364	30.039	434.269	120.503	42.289
2014/2015	1.369	33.571	401.153	128.446	43.545
2015/2016	1.176	29.090	437.052	138.489	42.169
2016/2017	1.180	25.519	432.410	134.264	40.463
2017/2018	1.277	27.345	425.541	133.696	37.092
2018/2019	1.267	27.809	400.633	136.855	35.681
2019/2020	1.572	31.000	415.676	140.440	34.245

Fonte: UNICA (2021b).

Conforme pode-se observar na Tabela 2, a exemplo do que ocorre para a produção de etanol, as regiões Sudeste e Centro-Oeste são as principais regiões produtoras de cana-de-açúcar no Brasil. Além da cana-de-açúcar produzida existem diversos usos dos subprodutos e resíduos da cana-de-açúcar, por exemplo pedaços de cana são utilizados para cultura para leite fermentado, o bagaço de cana na produção de xilitol e etanol de segunda geração, bagaço da cana conjuntamente com palha da cana é utilizado na geração térmica e geração elétrica, o melaço e o bagaço de cana utilizado para substrato de plantas, melaço, além disso, a cinza do bagaço de cana pode ser utilizado na produção de argamassa e concreto (SILVA et al., 2021).

As Figuras 3A e 3B mostram a participação de cada um dos estados que compõem estas regiões<sup>8</sup> na área colhida e na produção de cana-de-açúcar na safra 2019/2020.

<sup>8</sup> A região Sudeste é composta pelos estados de São Paulo, Minas Gerais, Espírito Santo e Rio de Janeiro. A região Centro-Oeste é composta por Goiás, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul e Distrito Federal. Neste estudo, devido à baixa representatividade para a produção da região Centro-Oeste, excluiu-se o Distrito Federal.

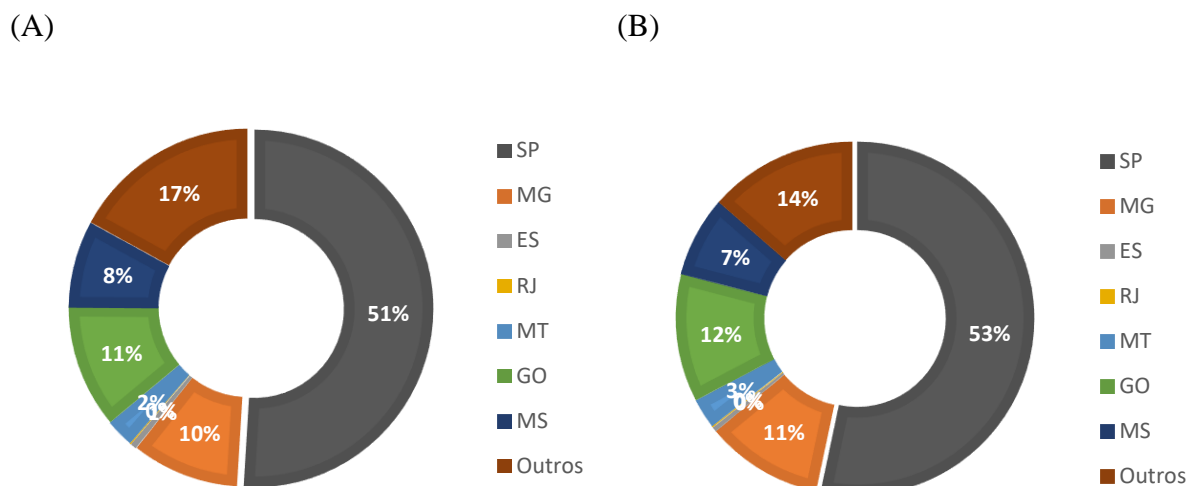


Figura 3. Área colhida (A) e produção (B) de cana-de-açúcar nos estados do Centro-Oeste e Sudeste brasileiros na safra 2019/2020

Fonte: CONAB (2020).

As Figuras 3A e 3B mostram que o estado de São Paulo possui parcela maior na produção de cana-de-açúcar e na área colhida em relação aos demais estados, sendo responsável por mais de 50% da produção. Além disso, São Paulo é o estado que possui as melhores condições para o desenvolvimento desse setor, tais como, solo, clima, infraestrutura, etc. (DUARTE et al., 2019; OLIVEIRA et al., 2014; PEREIRA; TAVARES, 2017). Em segundo lugar, aparece o estado de Goiás com cerca de 11% de participação na área colhida de cana-de-açúcar e 12% na produção. Minas Gerais tem participação de 9,7% na área colhida e de 10,7% na produção de cana-de-açúcar. Mato Grosso do Sul e Mato Grosso ocupam a quarta e a quinta posições, respectivamente. Espírito Santo e Rio de Janeiro representam uma pequena porção, inferior a 1% da área colhida e da produção de cana-de-açúcar na safra 2019/2020. A Figura 4 mostra a proporção da produção de etanol nos estados do Centro-Oeste e Sudeste.

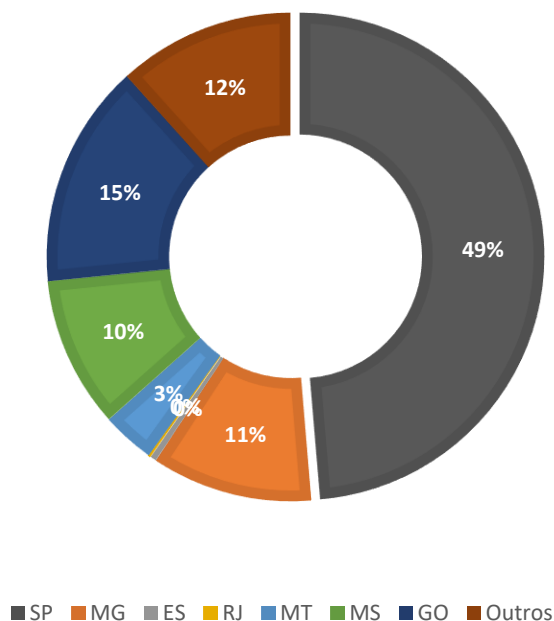


Figura 4. Contribuição na produção de etanol de cana-de-açúcar nos estados da região Centro-Oeste e Sudeste na safra 2019/2020

Fonte: CONAB (2020).

Conforme pode-se observar na Figura 4, o cenário para a participação dos estados na produção de etanol é similar ao que foi verificado para a cana-de-açúcar. Novamente, São Paulo é o estado que mais contribui para a produção brasileira de etanol (48,7%), seguido de Goiás (14,9%), Minas Gerais (10,6%), Mato Grosso do Sul (10%) e Mato Grosso (3,5%). A Figura 5 mostra a série histórica da produção de cana-de-açúcar e etanol nos estados brasileiros destacados anteriormente.

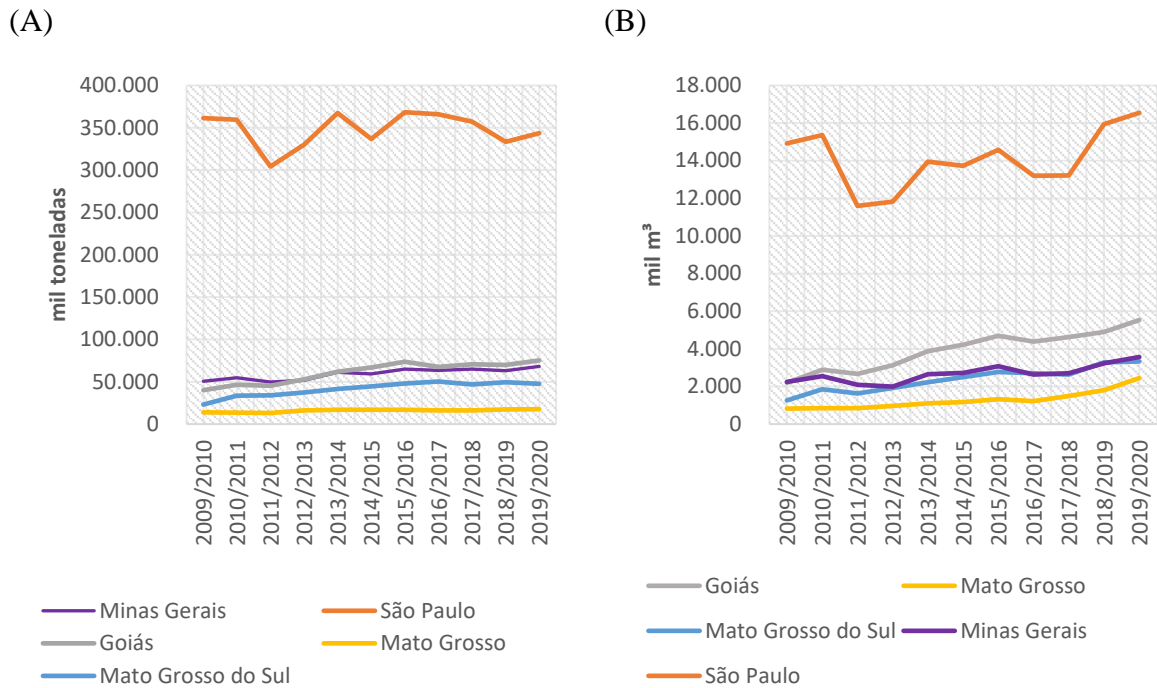


Figura 5. Série histórica da produção de cana-de-açúcar (5A) e etanol (5B) dos estados mais produtivos do Centro-Oeste e Sudeste nas safras de 2009/2010 até 2019/2020

Fonte: UNICA (2021a, 2020).

Conforme pode-se observar na Figura 5, São Paulo (linha laranja) se destaca dos outros estados, com respeito a produção de etanol e cana-de-açúcar. Mais uma vez, Goiás (linha cinza) está na 2<sup>o</sup> posição.

### 2.3 O CÁLCULO DAS EFICIÊNCIAS PELO MODELO DEA

Battese e Coelli (1992) explicam que as funções de fronteira de produção são amplamente utilizadas para medir a eficiência na produção de produtos do setor agropecuário. Neste contexto, obtém-se a eficiência técnica (TE) por meio do cálculo da razão dos valores observados até chegar-se ao valor da fronteira estimada, obtendo-se resultados relativos.

Uma unidade de produção de cana-de-açúcar ou etanol, para ser eficiente, precisa maximizar o produto gerado ou minimizar os insumos empregados. Pela teoria de produção clássica, uma firma utiliza uma variedade de insumos para produzir um determinado produto por meio de uma função de produção. Para tanto, uma determinada função de produção deve seguir algumas propriedades, tais como: não negatividade, essencialidade fraca, ser não decrescente nos insumos e ser côncava nos insumos (COELLI; RAO; BATTESE, 1998).

A eficiência de uma determinada empresa pode ser calculada de várias formas. Dentre as múltiplas formas há duas maneiras mais comuns na literatura: Análise de Fronteira Estocástica

(SFA) e Análise Envoltória de Dados (DEA). Os modelos do tipo DEA são considerados não paramétricos, pois não pressupõem uma forma funcional pré-determinada para a função de produção nem para o erro da regressão (O'DONNELL, 2018), enquanto os modelos do tipo SFA medem a ineficiência de uma determinada unidade tomadora de decisão (DMU) através de uma regressão que inclui um erro e outras pressuposições estatísticas, devido ao uso de estimadores estatísticos (ASSEFA ADMASSIE; MATAMBALYA, 2002; O'DONNELL, 2018).

A abordagem por meio de DEA requer que as DMUs sejam homogêneas. A solução de problemas desta natureza se dá por meio de programação linear, mantendo-se as pressuposições<sup>9</sup> acerca das tecnologias de produção, da concavidade e da monotonicidade (DUARTE et al., 2019; GÓMEZ, 2016; SALAZAR-ORDÓÑEZ; PÉREZ-HERNÁNDEZ; MARTÍN-LOZANO, 2013).

Em uma abordagem realista, as empresas, ou DMUs, decidem livremente sobre os insumos utilizados no processo de produção e quais os produtos gerados. Conseqüentemente, as combinações realizadas podem ser representadas por funções de distância, receita, custo e/ou lucro (O'DONNELL, 2018). Seguindo o comportamento do agente racional, as DMUs irão fazer escolhas de modo a maximizar o produto ou minimizar seus insumos.

A Figura 6A mostra uma fronteira de produção onde uma determinada firma se decide entre dois produtos. O ponto A representa ineficiência e o ponto B é onde a empresa operaria de forma mais eficiente, maximizando sua produção. A Figura 6B representa a abordagem de minimização, neste caso uma determinada empresa que se encontra no ponto A precisa migrar para o ponto B para minimizar o uso de insumos e ser eficiente. Em síntese, existem duas possibilidades para que uma determinada firma seja eficiente, uma se refere à maximização do seu produto, *ceteris paribus* (Figura 6A), enquanto a outra diz respeito à minimização no uso de insumos, *ceteris paribus* (Figura 6B).

---

<sup>9</sup> Estas pressuposições estão disponíveis em O'Donnell et al. (O'DONNELL; FALLAH-FINI; TRIANTIS, 2017).

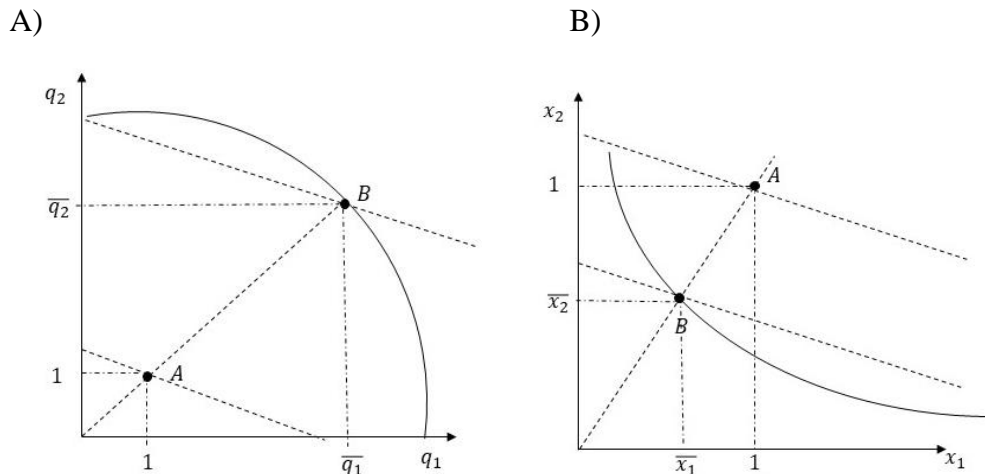


Figura 6. Tipos de comportamento de gestão das empresas

Fonte: Adaptado de O'Donnell (2018).

Com relação a eficiência técnica de cada DMU, sendo a DEA uma análise de fronteira por partes, então as DMUs posicionadas próximas à fronteira no conjunto convexo terão os maiores valores de eficiência, normalmente ranqueados entre 0 e 1 (KUMAR; ARORA, 2012; O'DONNELL, 2018). Essa condição explica a eficiência técnica global. Entretanto, a eficiência técnica global é composta por efeitos de gestão e de escala, ou seja, a eficiência não depende unicamente das decisões tomadas pelos agentes, mas também pela capacidade da firma de produzir uma unidade a mais de produto. Lemos et al. (2019), assim como Pereira e Silveira (2016), verificaram que a produção de etanol brasileiro possui elevados ganhos de escala, o que determina sua alta eficiência.

O modelo DEA-CCR foi formulado por Charnes et al. (1978) que mediram a eficiência nas decisões de políticas públicas e formalizaram o modelo DEA com retornos constantes de escala (CRS), conhecido na literatura como DEA-CRS ou DEA-CCR e na qual os autores chamavam as unidades do estudo de DMUs. O modelo DEA-CCR proposto por Charnes et al. (1978) é representado pelas expressões (1) e (2), que dizem respeito à abordagem de minimização, interpretada como o mínimo da razão de entradas (produtos) e saídas (insumos) ponderadas de cada DMU, com valor maior ou igual a 1 (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

$$Eff = \min \sum \frac{v_i x_{i0}}{\mu_r y_{r0}} \quad (1)$$

$$\mu_r, v_i \geq 0; \quad \forall r, \forall i$$

s. a.

$$\frac{\sum v_i x_{ij}}{\sum \mu_r y_{rj}} \geq 1; \quad \forall j \quad (2)$$

Em que  $y_{rj}$  e  $x_{ij}$  são os produtos e os insumos, respectivamente de cada DMU denotados por  $j \in \{1, \dots, n\}$  e que devem ser positivos. Os termos  $\mu_r$  e  $v_i$  são os pesos atribuídos a cada variável que serão resultantes da solução do problema (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978; COOPER; SEIFORD; ZHU, 2011).

Analogamente, existe a abordagem de maximização que é determinada pelo máximo da divisão entre entradas (insumos) e saídas (produtos) ponderadas de cada DMU, sendo seu valor menor ou igual a 1 (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

Os conceitos utilizados na análise de eficiência foram retirados de teorias da física e da engenharia. Assumindo retornos constantes de escala, a solução para um determinado problema pode gerar infinitos resultados, por exemplo, se um determinado conjunto de insumos  $x$  e produtos  $y$  são ótimos e se eles forem multiplicados por uma constante  $K$ , então  $K \times x$  e  $K \times y$  continuam sendo conjuntos de insumos e produtos ótimos (COOPER; SEIFORD; ZHU, 2011). Aplicando programação linear, os autores identificaram uma solução representativa em que  $\sum \omega_i x_{i0} = 1$ , quando maximizam-se os produtos, ou  $\sum \mu_r y_{r0} = 1$ , quando minimizando-se os insumos. Dessa forma, os autores propuseram a substituição das formulações não-convexas e não-lineares por programação linear padrão, o que facilitaria a resolução dos problemas propostos. O modelo DEA-CCR com orientação aos insumos é representado por meio das expressões (3), (4) e (5) (COOPER; SEIFORD; ZHU, 2011).

$$Eff = \min \sum v_i x_{i0} = q \quad (3)$$

$$\mu_r, v_i \geq 0; \quad \forall r, \forall i$$

s. a.

$$\sum v_i x_{ij} - \sum \mu_r y_{rj} \geq 0; \quad \forall j \quad (4)$$

$$\sum \mu_r y_{r0} = 1; \quad (5)$$

$$\forall r, \forall i$$

Essas relações são duais e normalmente conhecidas como “Modelo de Farrell”, devido à formulação seminal proposta por Farrell (1957). Os trabalhos de Cooper et al. (2011) e Charnes et al. (1978) expandiram essa análise em termos de programação linear e relações duais. Charnes et al. (1978, p. 433) cita no quesito da abordagem de maximização que: “Nenhuma DMU pode ser eficiente se as duas condições a seguir não forem cumpridas: (i)  $z_0^* = 1$ , e (ii) as variáveis de folga são todas zero”. É importante notar que a DEA mede a eficiência relativa, então a fronteira de produção é composta pelas variáveis de folga dos produtos e/ou dos vetores de insumos (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

Considere um conjunto  $P_j$  de insumos e produtos de cada DMU:

$$P_j = \begin{pmatrix} Y_j \\ X_j \end{pmatrix}; \quad j = 1, \dots, n \quad (6)$$

Quando maximizadas, as variáveis de folga seguem a solução representada pela expressão (12):

$$z_0^*, s^{*+}, s^{*-}, \lambda_j^*; \quad j = 1, \dots, n \quad (7)$$

Na qual  $z_0^*$  é a variável do domínio maximizado e  $s$  são os diferentes produtos de cada DMU;  $\lambda_j$  é o operador responsável em converter o problema para a forma linear.

Subsequentemente, Banker et al. (1984) desenvolveram, baseando-se em Charnes et al. (1978), uma abordagem da eficiência que considera retornos variáveis à escala. Os autores substituíram o axioma da proporcionalidade entre os insumos e produtos pelo axioma de convexidade (MELLO et al., 2005). O modelo DEA com retornos variáveis de escala (CRS) ficou conhecido na literatura como DEA-VRS ou DEA-BCC. Os autores definiram um conjunto de possibilidades de produção  $T$  com quatro postulados definidos (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984, p. 1081).



Postulado 1. Convexidade. Se  $(X_j, Y_j) \in T, j= 1, \dots, n,$  &  $\lambda_j \geq 0$  são escalares positivos tais que  $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1,$  então  $(\sum_{j=1}^n \lambda_j X_j, \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j) \in T.$

Postulado 2. Postulado da ineficiência. (a) Se  $(X, Y) \in T$  &  $\bar{X} \geq X,$  então  $(\bar{X}, Y) \in T.$  (b) Se  $(X, Y) \in T$  &  $\bar{Y} \leq Y,$  então  $(X, \bar{Y}) \in T.$

Postulado 3. Raio ilimitado. Se  $(X, Y) \in T$  então  $(kX, kY) \in T$  para todo  $k > 0.$

Postulado 4. Extrapolação mínima.  $T$  é o conjunto de interseção de todo  $\hat{T}$  que satisfaz os Postulados 1, 2 e 3, e sujeito à condição de que cada um dos vetores observados  $(X_j, Y_j) \in \hat{T}, j= 1, \dots, n.$

Após a definição do conjunto de possibilidades  $T,$  Banker et al. (1984) aplicaram uma abordagem similar à que foi utilizada em Charnes et al. (1978), empregando funções de distância definidas segundo Shephard (1970, p. 206) nos conjuntos de insumos e produtos definidos a partir dos postulados apresentados anteriormente. Diferentemente de Charnes et al. (1978), o Postulado 3 de raio ilimitado permite extrapolar a eficiência de cada DMU em termos de escala, podendo então inferir acerca da existência de retornos constantes, decrescentes ou crescentes de escala. As expressões (8), (9) e (10) mostram o modelo DEA-BCC com orientação aos insumos.

$$Eff = \min \sum \mu_r y_{rj_0} - \mu_0 \quad (8)$$

$$\mu_r, v_i \geq 0; \quad \forall r, \forall i$$

s. a.

$$\sum \mu_r y_{rj} - \mu_0 \geq 0; \quad \forall j \quad (9)$$

$$\sum v_i x_{ij} = 1 \quad (10)$$

$$\forall r, \forall i$$

Na qual  $\mu_0$  não possui sinal e determina se a eficiência tem retornos crescentes ( $\mu_0 < 0$ ), constantes ( $\mu_0 = 0$ ), ou decrescentes ( $\mu_0 > 0$ ) de escala.

A Figura 7 mostra a diferença entre os dois modelos apresentados (CCR e BCC), também conhecidos, conforme já mencionado, como modelo de Retornos Constantes de Escala (CRS) e modelo de Retornos Variáveis de Escala (VRS), respectivamente.

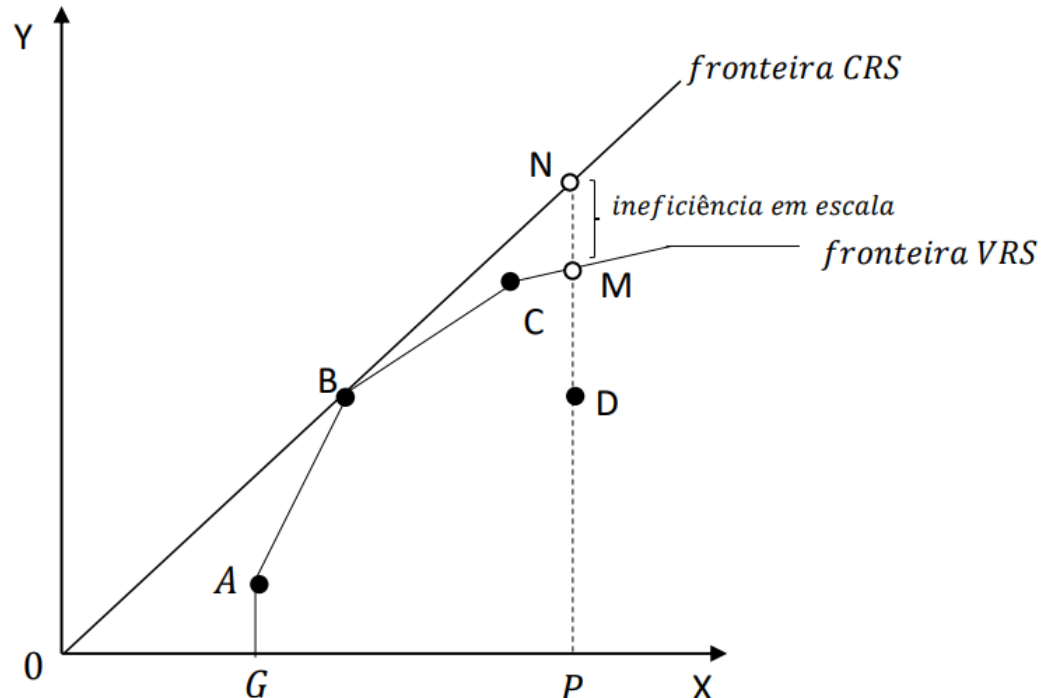


Figura 7. Tipos de comportamento dos gestores  
Fonte: Adaptado de Kumar e Arora (2012).

O interessante é que quando se calculam os modelos CRS e VRS é possível inferir sobre a ineficiência de escala, ou seja, quanto da eficiência calculada é melhorada através do aumento de uma unidade a mais de produção. Seguindo o que está exemplificado na Figura 7, o segmento 0BN representa a fronteira CRS, enquanto ABC representa a fronteira VRS. Caso uma determinada DMU se mova do ponto M para o ponto N, sua eficiência é aumentada no mesmo nível da distância MN, sendo este ganho o aumento de escala. Analogamente, se uma determinada DMU se mover do ponto N para o ponto M, sua eficiência será reduzida pelo fator NM, representando uma ineficiência de escala.

Os movimentos de cada DMU para chegar até a fronteira podem ser analisados a partir da abordagem de *benchmarking*, que propõe metas a serem atingidas para melhorar a performance das DMUs em relação a uma amostra homogênea de DMUs (LIM; BAE; LEE, 2011). A análise de *benchmarking* tem como finalidade a melhoria organizacional, dessa forma esta abordagem identifica as melhores práticas operacionais de DMUs para alcançar melhorias, avaliando DMUs que transformam o mesmo tipo de recursos (ou insumos) em produtos, ou

seja, DMUs homogêneas (BOGETOFT; OTTO, 2013). As DMUs mais eficientes são separadas em um conjunto chamado DEA *benchmarking*, na qual é possível inferir sobre o aperfeiçoamento na competição interna das DMUs fora desse conjunto (VASCONCELLOS; CANEN; LINS, 2006). Dessa forma, o cálculo da DEA trará informações referentes às DMUs da análise que pertencem a um mesmo cenário, tornando possível a análise de *benchmarking*.

Quanto à definição das variáveis que serão incluídas no modelo DEA, bem como aos critérios utilizados para o cálculo da DEA, existem diferentes métodos que foram desenvolvidas ao longo dos anos com vistas a minimizar os erros de mensuração. O Quadro 1 mostra os procedimentos mais comuns para estimar a DEA.

Quadro 1. Métodos para estimação da DEA

<b>Métodos</b>	<b>Autores</b>	<b>Breve descrição</b>
Modelo da adição	Charnes et al. (1978)	Para alterar a eficiência de uma determinada empresa é necessário mudar o conjunto de produtos e insumos, ou seja, se uma determinada DMU deseja manter seu nível de eficiência ela deverá se mover ao longo da isoquanta. Aquelas variáveis que adicionam eficiência e mudam o <i>mix</i> de produção são adicionadas ao modelo.
Causalidade e seleção	Golanny e Roll (1989)	Para selecionar as variáveis é necessário analisar a causalidade, distinguir as variáveis (insumos e produtos) e, finalmente, excluir variáveis que não são significativas.
Super-eficiência	Andersen e Petersen (1993)	Se uma DMU reduzir seu produto enquanto outra se torna ineficiente, então algumas DMUs poderiam ser eliminadas evitando erros de estimação.
Soma	Drake e Howcroft (1994)	A soma dos insumos e produtos deve ser o dobro da quantidade de DMUs.
Método <i>Bootstrap</i>	Simar e Wilson (1998)	Consiste em estimar a eficiência reordenando múltiplas vezes e calculando o coeficiente de erro dos dados originais para corrigir o erro de estimação.
<i>Stepwise</i>	Lins e Moreira (1999)	Medida da relação causal entre as variáveis. A desvantagem se dá pelo número limitado de DMUs que podem ser estimadas.

Fonte: Elaborado pela autora.

## 2.4 MODELO TOBIT

Há uma variedade de estudos que calculam a eficiência na produção de um determinado setor e, em seguida, avaliam os fatores determinantes destas eficiências a partir de um modelo Tobit como uma análise de segundo estágio (FETHI; JACKSON; WEYMAN-JONES, 2000; KIRJAVAINEN; LOIKKANEN, 1998).

Com respeito à cana-de-açúcar, especificamente, Ambetsa et al. (2020) mediram a eficiência técnica da produção de pequenos agricultores no Quênia utilizando SFA. Os autores estimaram os determinantes da eficiência através de um modelo Tobit, verificando que o tamanho das famílias, o acesso à assistência técnica e o crédito eram fatores que afetavam a eficiência positivamente com nível de significância de 1%. A variável idade, no entanto, apresentou uma influência negativa sobre a eficiência técnica.

Lemos et al. (2019) e Duarte et al. (2019) enfocam seus estudos nas usinas, mas também relatam que a qualidade da cana-de-açúcar, assim como variáveis ambientais, como condições climáticas, são fatores importantes que contribuem para o aumento ou diminuição da eficiência. Diversos autores discutem diferentes aspectos que afetam o índice de eficiência, como condições climáticas (SMEETS et al., 2008), qualidade e tipo de solo (MARIN et al., 2008; SMEETS et al., 2008; TORQUATO; MARTINS; RAMOS, 2009), variedade genética da cana-de-açúcar (SIQUEIRA; REIS, 2006) e infraestrutura (MARTINELLI et al., 2011).

O uso de modelos do tipo Tobit como uma análise de segundo estágio, dentro do contexto de modelos do tipo empregado neste estudo, ajuda a compreender os fatores que determinam as eficiências calculadas na primeira etapa da análise. O modelo em questão foi desenvolvido por Tobin (1958) e é amplamente utilizado para análise de bases de dados que contém variáveis censuradas ou limitadas como variáveis dependentes (GUJARATI, 1995). O modelo Tobit é apresentado pelas expressões (11) e (12) (WOOLDRIDGE, 2012)

$$y^* = \beta_0 + x\beta + \mu | x \sim Normal(0, \sigma^2) \quad (11)$$

$$y = \max(0, y^*) \quad (12)$$

A variável  $y^*$  é gerada através do clássico modelo de regressão linear, portanto, possui distribuição normal dos erros com média condicional linear. Para verificação dos pressupostos é necessário realizar o teste de Shapiro-Wilk e de multicolinearidade. O teste de Shapiro e Wilk (1965) é calculado dividindo o quadrado de uma específica combinação linear pela variância simétrica a amostra. A Expressão (13) mostra o cálculo de W:

$$W = \frac{[\sum_1^n \alpha_i y_{(i)}]^2}{\sum_1^n (y_1 - \bar{y})^2} \quad (13)$$

Onde  $y'$  é uma amostra aleatória e  $\alpha'$  são os melhores coeficientes não enviesados calculados por aproximações baseando em Bloom (1958) (BLOOM, 1958, pp.69-71 *apud* SHAPIRO; WILK, 1965).

Para testar a normalidade, como o teste original contempla apenas 20 observações, é possível utilizar o modelo adaptado de Royston (1982) em que desenvolve uma extensão do teste que é possível inferir sobre a normalidade em amostras de até 2.000 observações. Dessa forma, Royston (1982) propõe que se o valor estimado de W for menor que o valor crítico de W (Anexo A), então a hipótese nula de normalidade não é rejeitada.

Caso as variáveis explanatórias estarem correlacionadas, os parâmetros do modelo podem se tornar indeterminados e também seu erro se tornar maior. Isso acontece quando duas ou mais variáveis explanatórias são linearmente relacionadas. Uma forma de detectar multicolinearidade é através do teste Farrar-Glauber proposto por Farrar e Glauber (1967) que emprega três testes de multicolinearidade. Primeiramente, um teste qui-quadrado é empregado para testar sobre a ortogonalidade das variáveis explanatórias. Farrar e Glauber desenvolveram um teste de qui-quadrado onde a força da multicolinearidade é detectada dadas todas as variáveis explanatórias inseridas no modelo.

$$\chi^2 = - \left[ n - 1 \frac{1}{6} (2k + 5) \right] \times \log_e [\text{valor do determinante}] \quad (14)$$

A hipótese nula de ortogonalidade é rejeitada caso a estatística do teste qui-quadrado é maior que o valor do qui-quadrado calculado. A partir disso, prossegue-se com o teste F, onde os coeficientes de correlação das variáveis são comparados. Se o valor calculado do teste for maior que o valor teórico, então aceita que a variável é multicolinear. Finalmente, o teste t de multicolinearidade avalia quais são as variáveis que causam multicolinearidade no modelo, então é calculado as correlações parciais das variáveis explanatórias do modelo. Após isso, as correlações parciais são testadas através do teste t abaixo:

$$t = \frac{(r_{x_1 \dots x_k}) \sqrt{n - k}}{\sqrt{1 - r_{x_1 \dots x_k}^2}} \quad (15)$$

Se o valor do teste-t é maior que o valor tabulado de t com (n-k) graus-liberdade, então aceita-se que as variáveis em questão são responsáveis pela multicolinearidade no modelo.

Finalmente, é calculado o fator de inflação da variância (VIF) que produz colinearidade caso seu resultado seja maior que 10. A Expressão 16 mostra como é calculado o VIF:

$$VIF = \frac{1}{1 - R_k^2} \quad (16)$$

Onde  $R_k^2$  é o regressor da variável explicativa x nas demais variáveis explicativas do modelo. Aquelas variáveis que não apresentarem multicolinearidade serão inseridas no modelo. Com todas as pressuposições atendidas o modelo é estimado através do método de máxima verossimilhança (TOBIN, 1958).

Para aferir sobre os efeitos marginais do modelo é necessário aplicar a derivada parcial com relação a variável de interesse, assim sendo, a Expressão (17) mostra o cálculo (MARTEY; AL-HASSAN; KUWORNU, 2012)

$$\frac{\partial E \left[ \frac{y^*}{x} \right]}{\partial x} = \beta \phi \left[ \frac{\beta' x_j}{\sigma} \right] \quad (17)$$

Como o modelo Tobit não traz os efeitos diretos das variáveis independentes sob a dependente, através do efeito marginal é possível determinar qual o impacto de alterações em cada uma das variáveis sobre o índice de eficiência, sendo que este é variável conforme o valor da variável explicativa e também quanto ao valor das demais variáveis explicativas, mesmo para dois indivíduos com igual valor observado (GREENE, 2002).

### 3 METODOLOGIA

Neste estudo serão analisadas as eficiências nas produções de cana-de-açúcar e etanol para os estados selecionados. Conforme já mencionado, a abordagem metodológica para a análise da produção de cana-de-açúcar que será utilizada nesse estudo será feita em duas etapas. Na primeira etapa, um modelo do tipo DEA-CCR será utilizado para calcular as eficiências das unidades de produção de cana-de-açúcar. Na segunda etapa, será realizada uma análise utilizando-se o modelo Tobit, para inferir sobre as variáveis socioeconômicas que afetam as eficiências da cana-de-açúcar obtidas por meio do modelo DEA-CCR da primeira etapa. Para a análise da produção de etanol, será utilizado um modelo DEA-CCR, seguida de uma análise de *benchmarking*. A orientação escolhida para esse estudo foi a DEA-CCR orientada aos insumos, em que podem ser considerados múltiplos insumos e produtos e na qual podem ser formulados modelos baseados nas pressuposições feitas pelas disciplinas de ciências e engenharias (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984).

Os dados acerca das DMUs, para os dois diferentes níveis da cadeia de produção, foram coletados a partir de duas bases de dados distintas. A primeira base, foi utilizada para calcular as eficiências na produção de cana-de-açúcar, com dados provenientes do Censo Agropecuário 2017 divulgado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2017). A segunda base foi utilizada para calcular as eficiências das usinas produtoras de etanol e é proveniente da revista Exame, seção maiores e maiores no setor de açúcar e álcool, para o ano de 2018 (EXAME, 2019) e da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP, 2020b).

Para o cálculo dos modelos utilizou-se o *software* R. O pacote “*deaR*” foi utilizado para calcular ambas as análises de eficiências e o *benchmarking* entre usinas de etanol obtidos a partir do modelo DEA. O pacote “*VGAM*” foi utilizado para calcular o modelo Tobit da análise de segundo estágio.

#### 3.1 ESTRATÉGICA EMPÍRICA

A estratégia empírica para calcular as eficiências, tanto da produção de cana-de-açúcar quanto do etanol, foi baseada em O’Donnell (2018). A estratégia consiste na seleção das variáveis, manipulação da base de dados, escolha da abordagem e testagem do modelo.

A expressão (18) apresenta a função de produção utilizada na primeira parte da análise do estudo, que considera a produção de cana-de-açúcar.

$$Q_{sug} = f(x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (18)$$

Na qual:  $Q_{sug}$  é a receita relativa da produção de cana-de-açúcar de cada município da amostra, que corresponde à razão entre a produção total de cana-de-açúcar do município e a quantidade de estabelecimentos produtores de cana-de-açúcar do município no ano de 2017;  $x_1$  é a área colhida de cana-de-açúcar, calculada a partir da razão entre a área total de cana-de-açúcar colhida em cada município e a quantidade de estabelecimentos produtores de cana-de-açúcar do município no ano de 2017;  $x_2$  é o número de empregados relativos na cana-de-açúcar, calculado pela razão entre o número de empregados total (temporários e permanentes) na cana-de-açúcar no município em 2017 e a quantidade de estabelecimentos produtores de cana-de-açúcar do município no ano de 2017;  $x_3$  é o custo relativo com combustíveis e lubrificantes, calculado pela razão entre o custo total com combustíveis e lubrificantes para a cana-de-açúcar em cada município e a quantidade de estabelecimentos produtores de cana-de-açúcar do município em 2017 e  $x_4$  é o custo relativo dos pesticidas na cana-de-açúcar em 2017, calculado pela razão entre os custos ou despesas totais com pesticidas em cada município para a cana-de-açúcar e a quantidade de estabelecimentos produtores de cana-de-açúcar do município no ano de 2017

A expressão (19) mostra a função de produção utilizada para obter-se as eficiências das usinas produtoras de etanol.

$$q_1 = f(x_1, x_2, x_3) \quad (19)$$

Em que:  $q_1$  é a receita líquida de cada empresa no ano de 2018,  $x_1$  é o número de empregados em cada DMU no ano de 2018,  $x_2$  são os salários e encargos pagos pelas empresas no ano de 2018 e  $x_3$  é a capacidade de cana de açúcar processada em cada DMU no ano de 2018 (ANP, 2020).

A partir dos valores da eficiência, é possível decompor os fatores das variáveis empregadas para fazer uma análise de correlação dos efeitos das variáveis sob a eficiência. Como os níveis de eficiência não são previamente normais, utilizou-se o coeficiente de correlação de Spearman para medir a correlação entre as variáveis inseridas no modelo DEA. O coeficiente de correlação de Spearman é uma medida não paramétrica e que funciona com parâmetros não normalizados, além disso sua estimação é atrativa no que diz respeito à possibilidade de generalizar a amostra dada uma transformação monotônica das variáveis. (BONETT; WRIGHT, 2000). A Expressão 20 mostra como é calculado o coeficiente de correlação de Spearman (XIAO et al., 2015).



$$r_R = 1 - \frac{6 \sum_i d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (20)$$

Em que  $n$  é o número de observações das variáveis analisadas e  $d_i$  é diferença no alcance do elemento  $n$ . A correlação de Pearson foi utilizada a nível de comparação apresentada pela Expressão (21) (HAVLICECK; PETERSON, 1976).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{(n - 1)S_X S_Y} \quad (21)$$

Em que  $\bar{X}$  e  $\bar{Y}$  são as médias das duas variáveis que estão sendo comparadas e  $S_X$  e  $S_Y$  são seus desvios padrão.

O Quadro 3 exibe os valores atribuídos à eficiência e suas respectivas classificações, baseadas nas propostas de Sueyoshi e Kirihara (1998) e Balbino et al. (2020).

Quadro 3. Classificação das eficiências das unidades tomadoras de decisão

<b>Classificação</b>	<b>Valor da eficiência</b>
Eficiente	1
Alta eficiência	$\geq 0,8$ e $< 1$
Eficiência regular	$\geq 0,5$ e $< 0,8$
Baixa eficiência	$< 0,5$

Fonte: Adaptado de Sueyoshi e Kirihara (1998) e Balbino et al. (2020).

Conforme já descrito anteriormente, para completar, uma análise de segundo estágio será realizada. Nessa etapa será concebido um modelo Tobit para determinar a influência das variáveis socioeconômicas de cada município sobre as suas eficiências calculadas. A variável dependente será a eficiência calculada para a produção de cana-de-açúcar na primeira etapa da análise.

A expressão (22) mostra as variáveis incluídas no modelo Tobit. Embora todas as variáveis tenham sido incluídas no cálculo inicial apenas as variáveis com grau de significância maior que 10% foram consideradas no modelo final.

$$CRS = \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 \text{agricultura familiar} + \beta_4 \text{crédito rural} \quad (22) \\ + \beta_5 \text{assistência técnica} + \beta_6 \text{escolaridade} \\ + \beta_7 \text{idade média} + \beta_8 \text{mulheres} + \beta_9 \text{usinas} + \mu_r$$

Conforme já exposto, a variável dependente no modelo é a eficiência calculada a partir do modelo DEA-CCR orientado aos insumos. Assim, a eficiência consiste em uma variável do tipo censurada, já que varia entre 0 e 1, e, portanto, é adequada ao modelo Tobit empregado.

Os dados para as variáveis explicativas do modelo Tobit, também, foram obtidos a partir do Censo Agropecuário de 2017 (IBGE, 2017). O Quadro 4 mostra a descrição destas variáveis explicativas utilizadas na regressão Tobit.

Quadro 4. Descrição das variáveis utilizadas no modelo Tobit

Variável	Descrição
Agricultura familiar	Participação de agricultores familiares na produção (IBGE, 2017).
Assistência técnica	Porcentagem das propriedades de cana-de-açúcar que recebem assistência técnica (IBGE, 2017).
Crédito rural	Porcentagem das propriedades de cana-de-açúcar que tem acesso a crédito rural (IBGE, 2017)
Escolaridade	Média da escolaridade dos chefes de família nas lavouras temporárias de cada município (IBGE, 2017).
Idade	Média da idade dos chefes de família nas lavouras temporárias de cada município (IBGE, 2017)
Mulheres	Porcentagem de chefes de família do sexo feminino em propriedades de cana-de-açúcar de cada município (IBGE, 2017)
Receita	Porcentagem de estabelecimentos rurais que possuem como atividade principal a venda de produtos agrícolas (IBGE, 2017).
Usina	Variável binária: Se há usina de etanol no município (1) e se não há usina de etanol no município (0) (ANP, 2020b).

Fonte: Elaborado pela autora.

### 3.2 TRATAMENTO DOS DADOS

Conforme já exposto, para estimar os modelos DEA foram utilizados dados provenientes do Censo Agropecuário Brasileiro 2017, em nível municipal. De acordo com Silva, Perrin e Fulginiti (2019), a principal vantagem em se usar dados municipais é minimizar o efeito de possíveis erros de medição, o que é comum em dados em nível de unidades produtivas, no caso fazendas. Conforme já adiantado, todos os dados empregados no modelo foram expressos em termos relativos de escala, fazendo-se uma razão entre o valor total da variável para o município e o número de estabelecimentos rurais existente no município. Os dados obtidos a partir deste procedimento, podem ser interpretados como propriedades “padrão”, ou seja, uma propriedade que contém as características médias para cada uma das localidades consideradas. Este procedimento foi necessário para controlar possíveis vieses relativos à escala de produção de cada município, bem como, ajudar a identificar a existência de *outliers*. A expressão (23) apresenta o cálculo utilizado para a obtenção da variável relativa.

$$\text{Variável relativa} = \frac{\text{Valor bruto da variável no município } i}{\text{Número de estabelecimentos no município } i + f} \quad (23)$$

A partir da manipulação dos dados foi observado que existiam alguns municípios com propriedades “padrão” com área plantada superior a 10.000 hectares, sendo que a inclusão destas unidades de produção no cálculo levava o resultado a ser não factível ao operar o fator de escala. Como os modelos DEA são sensíveis à *outliers*, utilizou-se um fator de correção, utilizado para eliminar esses valores discrepantes da base de dados de cada estado. O procedimento de correção seguiu lógica similar à de Souza et al. (2020)<sup>10</sup> e é representado pela expressão (24).

$$f = \frac{\text{valor bruto da variável no município } i}{\text{desvio padrão da variável do estado}} \quad (24)$$

Adicionalmente, para atenuar erros de medição, foi adotado o método *bootstrap* para recalculas as eficiências (SIMAR; WILSON, 1998). Conforme Lemos et al. (2019), esse método consiste na repetição da amostragem dos dados, inferindo-se estatisticamente sobre a distribuição da amostra, já que os modelos do tipo DEA não computam os intervalos de confiança das variáveis estimadas. Somente os valores significativos calculados através do método de *bootstrap* serão analisados. Adicionalmente, as variáveis utilizadas no modelo DEA só foram consideradas caso tivessem valores positivos e diferentes de zero.

Além disso, para que os valores inseridos no modelo DEA estivessem representados na mesma unidade, todos os valores foram convertidos para valores monetários. O número de empregados foi multiplicado pelo salário mínimo de 2018 (IPEA, 2021) e o valor de salários e encargos foi multiplicado pela taxa de câmbio do dólar de 2018 (IPEA, 2021) para manter a moeda corrente em reais. A cana foi multiplicada pelo preço médio anual (UDOP, 2021) e dividida por mil para ficar na notação de milhões.

Devido à menor disponibilidade de dados para o estado de Mato Grosso do Sul optou-se por realizar a análise para o estado de Mato Grosso, já que este também pertence a uma das regiões com maior relevância na produção de cana-de-açúcar e etanol, assim como foi verificado na revisão de literatura. Além disso, Vieira Junior et al. (2008) apresenta que assim

---

<sup>10</sup> Moreira e Bonizio (2012) também utilizaram fatores de correção só que com relação aos custos da cana-de-açúcar.

como o estado do Mato Grosso do Sul, o Mato Grosso está expandindo a sua produção de cana-de-açúcar.

Assim como foi mencionado, também foram feitas normalizações nos dados para calcular o modelo Tobit. As variáveis referentes ao número de mulheres, agricultores familiares e crédito agrícola foram contabilizadas em termos de proporção em relação ao total. Assim, computou-se no modelo o percentual de mulheres responsáveis pela produção de unidades produtivas em cada município, o percentual de agricultores familiares em relação ao total de agricultores de cada município e o percentual de DMUs que tiveram acesso à crédito rural em cada município. Nas variáveis de escolaridade e idade calculou-se uma média ponderada da frequência de indivíduos pertencentes às diferentes faixas de estudo e idade. Esta média ponderada foi calculada por meio do valor central de cada faixa de idade e escolaridade que foi multiplicada pelo número de indivíduos em cada faixa e depois dividida pelo número total de indivíduos.

De acordo a Hirschauer e Musshoff (2014), o valor calculado pelo DEA é não-métrico, portanto, é necessário inserir uma variável endógena ao modelo para que a medida seja compatível. Hirschauer e Musshoff (2014) apontam que é possível usar os recíprocos dos valores DEA não métricos os quais fornecem uma medida métrica na forma de um índice que reflete os insumos usados pela DMU em consideração.

Finalmente, as variáveis dependentes foram normalizadas antes de serem inseridas no modelo e submetidas ao teste Shapiro-Wilk (Apêndice D).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 EFICIÊNCIA TÉCNICA DA CANA-DE-AÇÚCAR E DETERMINANTES

Esta seção apresenta os resultados da análise de eficiência técnica para a cana-de-açúcar, bem como, a análise para entender quais são os seus determinantes. Conforme já discutido, foram selecionados para a análise os estados com maior produção de cana-de-açúcar e que possuíam informação disponível para análise, são estes: São Paulo, Minas Gerais, Goiás, e Mato Grosso. De acordo com dados da Conab (2021), esses quatro estados produziram em conjunto cerca de 81% na safra 2018/2019 e 83% da produção brasileira de cana-de-açúcar nas safras de 2019/2020 e 2020/2021.

A respeito da construção da base de dados, todos os municípios com informações suficientes para o cálculo das eficiências foram incluídos. Dessa forma, a maior quantidade de municípios foi proveniente do estado de São Paulo.

#### 4.1.1 São Paulo

Conforme descrito na seção estratégia empírica, a primeira parte deste estudo compreende a análise de eficiência da produção de cana-de-açúcar. Para isso, o modelo foi calculado de acordo com a expressão (13). Após a eliminação dos *outliers* e dos municípios com informações faltantes, a amostra final para o estado de São Paulo é composta de dados provenientes de 240 municípios, sendo que a amostra contempla 37,4% do total de municípios do estado. Na Tabela 3 pode-se visualizar as estatísticas descritivas das variáveis que compõem a base de dados referente aos municípios do estado de São Paulo.

Tabela 3. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017

Variável	Classificação	Min.	Máx.	Média	D.P.
Receita das DMUs	Produto	10.263	18.499.589	2.427.553	2.553.698
Trabalho	Insumo	0,99	343,44	23,60	42,07
Despesa com combustíveis	Insumo	459	7.026.192	379.079	806.401
Despesa com agrotóxicos	Insumo	213	2.237.089	228.800	392.983
Terra	Insumo	0,76	3.298,50	479,89	506,30

Fonte: Elaborado pela autora.

Por meio da Tabela 3 é possível observar que o valor dos desvios padrões de todas as variáveis em relação a média são elevados, indicando heterogeneidade entre os municípios analisados. As receitas das DMUs apresentaram a menor variação em relação a média em comparação às demais variáveis. Com relação aos insumos e fatores de produção analisados,

as despesas com combustíveis apresentaram a maior variação em relação à média, enquanto que o fator de produção terra apresentou a menor variação em relação à média. Percebe-se também que os gastos com combustíveis nos municípios que compõem a base foram superiores às despesas com agrotóxicos.

A partir dos dados da Tabela 3 foram calculadas as eficiências para as DMUs analisadas. A Figura 8 mostra o histograma com a distribuição das eficiências calculadas por meio do modelo DEA-CRS orientado aos insumos para o estado de São Paulo.

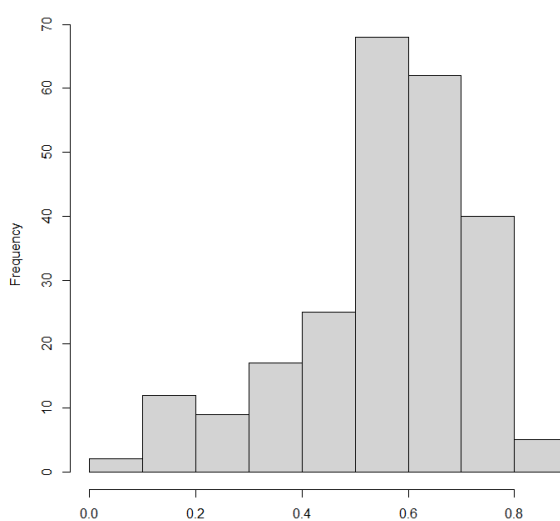


Figura 8. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 8 aponta para a existência de assimetria nos dados. Esta assimetria é confirmada por meio do teste do coeficiente de assimetria de Pearson<sup>11</sup> cujo valor foi de -0,89, indicando assimetria negativa. O histograma apresentado demonstra que há uma concentração das eficiências das DMUs na faixa entre 0,5 e 0,6 e na faixa entre 0,6 e 0,7, que são consideradas faixas de eficiências regulares. Na Tabela 4 são apresentadas as estatísticas descritivas das eficiências calculadas para os municípios do estado de São Paulo.

<sup>11</sup> A metodologia empregada para o cálculo do teste do coeficiente de assimetria de Pearson é apresentada no apêndice A.

Tabela 4. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017

<b>Valor mínimo</b>	<b>Valor máximo</b>	<b>Valor médio</b>	<b>Desvio Padrão</b>
0,08	0,86	0,55	0,17

Fonte: Elaborado pela autora.

Conforme já mencionado, a maior parte das DMUs analisadas está nas faixas de eficiência entre 0,5 e 0,6 e entre 0,6 e 0,7 (Figura 8), sendo que a média das eficiências foi de 0,55 (Tabela 5) e o desvio padrão foi de 0,17 (Tabela 5), desvio padrão esse bastante inferior à média. Pereira e Tavares (2017) encontraram resultados que apontam para um nível de eficiência na produção de cana-de-açúcar de 0,7 nos anos de 2007 a 2012, utilizando dados de 15 DMUs, de São Paulo e outras regiões brasileiras, valor consideravelmente superior aos encontrados neste estudo. A quantidade de DMUs utilizada nos cálculos do modelo dos autores, o fato de utilizar dados em nível de propriedade rural ao invés de municípios, além da diferença na distribuição geográfica dos dados, são os motivos mais prováveis para a diferença nos resultados obtidos.

Neste estudo não foram encontradas DMUs com índice de eficiência igual a 1. Isto ocorreu devido ao uso da técnica de *bootstrap*. No cálculo do *bootstrap* as eficiências foram recalculadas duas mil vezes com a omissão de diferentes DMUs em cada um destes cálculos e só seria possível que um município obtivesse eficiência 1 caso apresentasse eficiência máxima em todas as estimações realizadas. A Figura 9 apresenta a distribuição espacial das eficiências para o estado de São Paulo calculadas com base nos dados para o ano de 2017<sup>12</sup>.

<sup>12</sup> Os municípios que aparecem em cinza no mapa não foram considerados na análise. Conforme já mencionado, foram considerados 240 municípios do estado de São Paulo devido à indisponibilidade de dados e à eliminação de *outliers*.

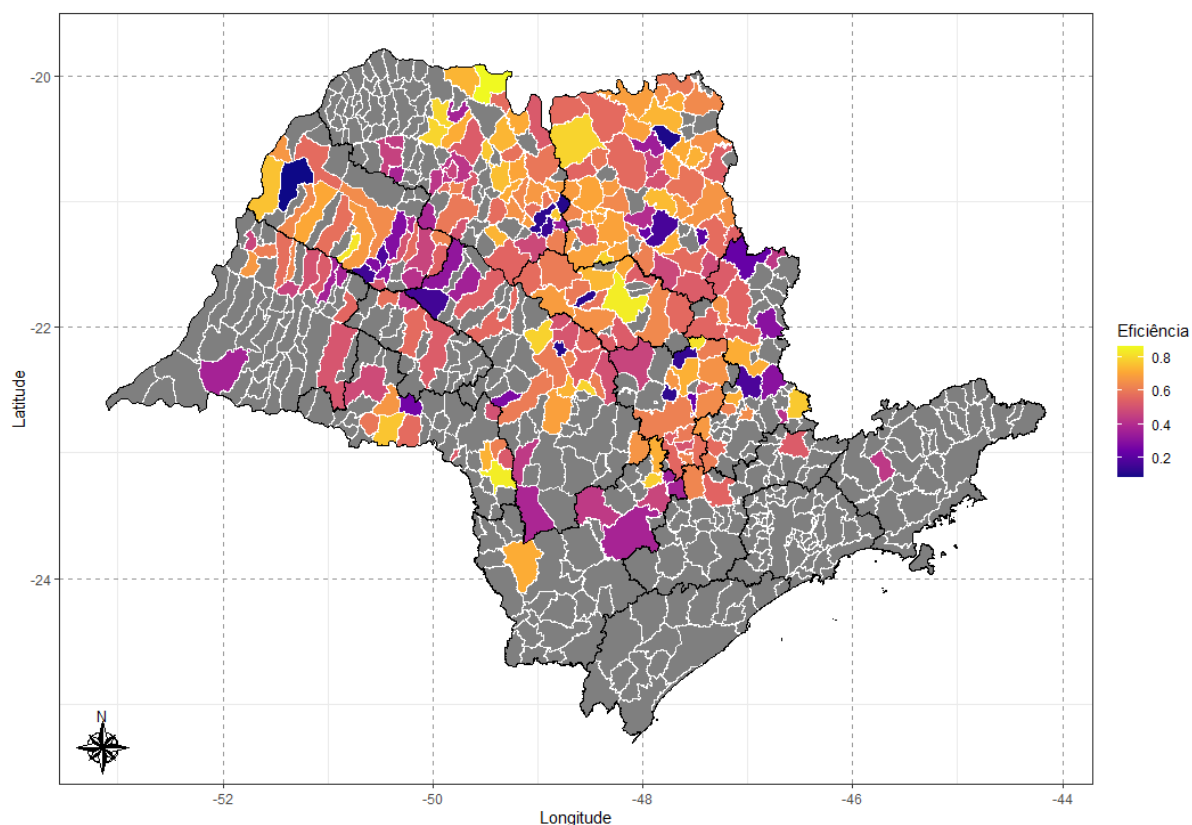


Figura 9. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar no estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

Por meio da Figura 9 verifica-se uma concentração de eficiências mais altas nas mesorregiões de Ribeirão Preto, São José do Rio Preto e Araçatuba<sup>13</sup>. A mesorregião de São José do Rio Preto apresenta uma concentração de eficiências próximas a 1, enquanto a mesorregião de Araçatuba parece ter eficiências mais próximas a zero. A Tabela 5 apresenta a frequência dentro de cada faixa de classificação das eficiências para as mesorregiões do estado de São Paulo.

<sup>13</sup> O mapa com a divisão geográfica das mesorregiões que compõem o estado de São Paulo é apresentado na Figura 17 no Apêndice C.



Tabela 5. Classificação das eficiências calculadas para as mesorregiões do estado de São Paulo em 2017 – número de municípios e participação percentual

<b>Mesorregiões</b>	<b>Baixa (<math>&lt; 0,5</math>)</b>	<b>Regular (<math>\geq 0,5</math> e <math>&lt; 0,8</math>)</b>	<b>Alta (<math>\geq 0,8</math> e <math>&lt; 1</math>)</b>	<b>Eficiente (= 1)</b>
Araçatuba	9 (38%)	14 (58%)	1 (4%)	0 (0%)
Araraquara	1 (7%)	13 (87%)	1 (7%)	0 (0%)
Assis	1 (8%)	10 (83%)	1 (8%)	0 (0%)
Bauru	7 (30%)	15 (65%)	1 (4%)	0 (0%)
Campinas	6 (32%)	13 (68%)	0 (0%)	0 (0%)
Itapetininga	5 (63%)	3 (38%)	0 (0%)	0 (0%)
Macro Metropolitana Paulista	0 (0%)	2 (100%)	0 (0%)	0 (0%)
Marília	2 (50%)	2 (50%)	0 (0%)	0 (0%)
Piracicaba	4 (22%)	13 (72%)	1 (6%)	0 (0%)
Presidente Prudente	5 (38%)	8 (62%)	0 (0%)	0 (0%)
Ribeirão Preto	8 (15%)	45 (82%)	2 (4%)	0 (0%)
São José do Rio Preto	12 (26%)	31 (67%)	3 (7%)	0 (0%)
Vale do Paraíba Paulista	1 (100%)	0 (0%)	0 (0%)	0 (0%)

Fonte: Elaborado pela autora.

As mesorregiões de São José do Rio Preto, Araçatuba, Ribeirão Preto e Bauru possuem o maior número de DMUs com nível de eficiência inferior a 0,5. Já as regiões de Vale do Paraíba Paulista e Itapetininga são as que apresentam a maior proporção de municípios na faixa de eficiência baixa. As regiões de Ribeirão Preto e São José do Rio Preto possuem a maior quantidade de DMUs no nível de eficiência regular, isto é, acima de 0,5 e menores do que 0,8. Excluindo-se a Macro Metropolitana Paulista, as regiões de Araraquara, Assis e Ribeirão Preto são as que apresentam a maior proporção de municípios na faixa regular de eficiência em comparação com as demais regiões analisadas. A região de São José do Rio Preto é a que possui a maior quantidade de municípios com eficiência alta, ou seja, maior que 0,8 e menor que 1. Nenhuma região apresentou uma participação maior do que 8% dos municípios na faixa de eficiência alta.

As estatísticas descritivas das variáveis empregadas no modelo Tobit são apresentadas na Tabela 6. O estado de São Paulo possui 15 mesorregiões, dentre as quais 13 mesorregiões tinham municípios pertencentes à base de dados.

Tabela 6. Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na regressão para o estado de São Paulo – municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Média</b>	<b>D.P.</b>
Agricultura familiar (%)	0,00	100,00	34,31	20,43
Assistência técnica (%)	13,50	100,00	69,80	20,09
Crédito rural (%)	0,00	90,00	60,57	10,04
Escolaridade (anos)	6,87	14,31	10,84	1,46
Idade (anos)	40,60	54,82	48,72	2,11
Mulheres (%)	0,00	45,45	8,74	8,08
Receita (%)	15,38	100,00	88,38	12,07
Usina	0,00	4,00	0,45	0,70

Fonte: Elaborado pela autora.

A partir da Tabela 6 é possível observar que as variáveis “agricultura familiar” e “assistência técnica” são as que possuem maior desvio padrão e que as variáveis “mulheres” e “usina” apresentam os maiores valores para o desvio padrão em relação à média. Os menores valores de desvio padrão em relação à média são das variáveis “idade” e “escolaridade”, sendo que para a segunda o número máximo de anos de estudo médio para os municípios analisados é de 10,84 anos, que é equivalente a um nível educacional médio de ensino superior incompleto. Além disso, a proporção de mulheres como principais responsáveis por estabelecimentos rurais é menor que 50% em todos os municípios analisados, sendo que a proporção média é de pouco mais de 8% de mulheres apontadas como principais responsáveis pela produção canavieira na propriedade rural. Também é importante observar que a média de estabelecimentos rurais que possuem receita proveniente da venda de cana-de-açúcar é próxima a 90%, enquanto que a proporção média de estabelecimentos de agricultura familiar é de, apenas, 34%.

A amostra contempla 85 municípios que possuem pelo menos uma usina de etanol de cana-de-açúcar, o que representa 35,42% do total de municípios da amostra, que são representados no modelo por meio da variável “usina”. No total, 18 municípios contêm mais de 1 usina em seu território. Na Tabela 7 são apresentados os resultados obtidos para o modelo Tobit do estado de São Paulo. Para evitar multicolinearidade a variável agricultura familiar foi deixada de fora da regressão.

Tabela 7. Variáveis que afetam as eficiências do modelo – resultados do modelo Tobit para o estado de São Paulo

Variável	Estimador	Probabilidade
Intercepto 1	-1,04923	<2e-16***
Intercepto 2	-2,53139	<2e-16***
Assistência técnica	-0,00062	0,0055**
Crédito rural	0,00109	0,0128*
Escolaridade	-0,00128	0,6816
Idade	-0,00055	0,7951
Mulheres	0,00010	0,8459
Receita	-0,00015	0,6715
Usina	0,02401	8,78e-5***

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância menor que 5%, \* nível de significância menor que 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

As variáveis “usina” e “crédito” apresentaram influência positiva na eficiência, ou seja, quanto mais usinas um município tiver e quanto mais crédito rural tiver sido usado pelos produtores do município, em média, tem-se uma eficiência maior. A importância do crédito rural nas propriedades agrícolas é apontada por Medeiros et al. (2017), em que a partir de um modelo de correção de erros (VEC) traçam que no curto prazo há uma importância no aumento de máquinas (variáveis *inputs* no modelo) e uso de fertilizantes e no longo prazo há uma importância no aumento da área plantada (também *input*).

A variável assistência técnica apresentou influência negativa sob a eficiência. Rodrigues et al. (2018), divergentemente, encontraram que a assistência técnica influencia positivamente no incremento da eficiência em São Paulo, no entanto, os autores utilizaram em seu modelo de fronteira estocástica a assistência técnica privada nos municípios diferente desta análise que utilizou assistência técnica agregada podendo ser essa a explicação da diferença no resultado. Os autores também encontraram que a presença das usinas de etanol e açúcar influenciavam negativamente na eficiência, apontando que este resultado era contraintuitivo, sendo este positivo neste trabalho, o que corrobora com o esperado na literatura.

A variável usina é a que possui maior efeito marginal sob a eficiência, sendo que a cada usina adicional em um determinado município há um incremento de cerca de 0,003% na eficiência dos produtores de cana-de-açúcar.

A variável agricultura familiar apresentou ter correlação alta com a variável assistência técnica, portanto o Apêndice C complementa a análise apresentada pela regressão onde é possível observar uma correlação positiva entre a eficiência e a área plantada. Esta relação pode ser explicada pela predominância de produtores de cana-de-açúcar de maior porte que não se

enquadram em agricultura familiar e, portanto, não são aptos a receberem os serviços de assistência técnica.

#### 4.1.2 Minas Gerais

Após a retirada dos municípios com falta de informações e os ajustes realizados na base de dados, a amostra final para o estado de Minas Gerais é composta de dados provenientes de 129 municípios, os quais possuem uma representação de 15,1% do total de municípios do estado. A Tabela 8 mostra as estatísticas descritivas das variáveis dos municípios que compõem o modelo DEA-CRS para o estado de Minas Gerais.

Tabela 8. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Classificação</b>	<b>Min.</b>	<b>Máx.</b>	<b>Média</b>	<b>D.P.</b>
Receita das DMUs	Produto	2.269	22.122.760	1.712.778	3.932.728
Trabalho	Insumo	1,68	190,27	13,67	29,58
Despesa com combustíveis	Insumo	467	3.885.857	229.156	606.331
Despesa com agrotóxicos	Insumo	14,2	3.131.246	181.147	447.123
Terra	Insumo	0,18	2.804,88	257,59	574,77

Fonte: Elaborado pela autora.

É possível observar que todos os valores de desvio-padrão são superiores ao dobro de suas médias, o que denota elevada variabilidade para o valor das variáveis entre os municípios. As despesas com combustíveis e com agrotóxicos são as variáveis que tem os maiores desvios padrão em relação a média e novamente as despesas com combustíveis possuem média maior do que a das despesas com agrotóxicos. A menor variação com relação a média é da variável “trabalho”. O número de trabalhadores máximo para o estado de São Paulo é quase o dobro do que foi encontrado para o estado de Minas Gerais. A partir dos dados da Tabela 9 foram calculadas as eficiências técnicas. A Figura 10 apresenta o histograma com a distribuição das eficiências calculadas pelo modelo DEA-CRS orientado aos insumos para o estado de Minas Gerais.

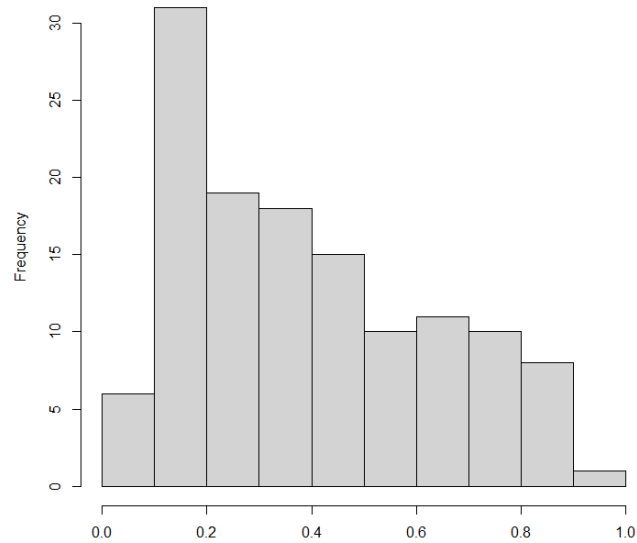


Figura 10. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

A Figura 10 aponta para a existência de assimetria na distribuição dos dados. Esta assimetria é confirmada por meio do teste do coeficiente de assimetria de Pearson (Anexo B) cujo valor foi de 0,52, indicando assimetria positiva. A maior parte dos municípios do estado de Minas Gerais que compõem a amostra possuem eficiências entre 0,1 e 0,3, que equivale a faixa de baixa eficiência. Na Tabela 9 apresentam-se as estatísticas descritivas das eficiências técnicas calculadas.

Tabela 9. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de Minas Gerais (2017)

<b>Valor mínimo</b>	<b>Valor máximo</b>	<b>Valor médio</b>	<b>Desvio Padrão</b>
0,04	0,92	0,39	0,23

Fonte: Elaborado pela autora.

Conforme pode ser observado por meio da Tabela 10, a média das eficiências é de 0,39. O maior valor calculado para a eficiência foi de 0,92, que está na faixa de eficiência alta. A Figura 11 apresenta o mapa com a distribuição espacial das eficiências calculadas para os municípios do estado de Minas Gerais com dados para o ano de 2017.

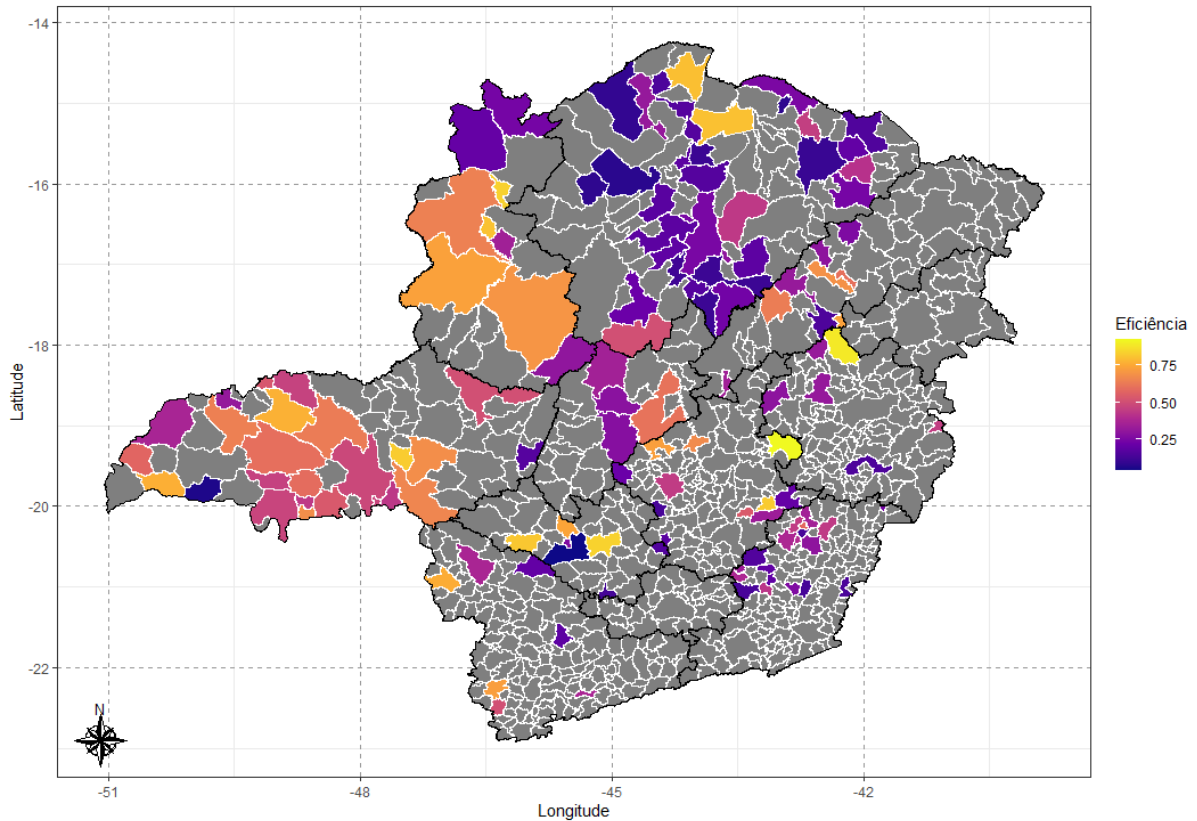


Figura 11. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

Por meio da Figura 11 observa-se que é possível que haja uma concentração das eficiências mais elevadas nas mesorregiões do Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba e Noroeste de Minas (Apêndice B). É também interessante notar que as regiões que parecem ter uma influência positiva com relação a eficiência são limítrofes ao estado de São Paulo e próximas a mesorregião de São José do Rio Preto e Ribeirão Preto. A Tabela 10 apresenta a classificação das eficiências para as mesorregiões do estado de Minas Gerais. O estado de Minas Gerais possui 12 mesorregiões, dentre as quais 10 tinham municípios contidos na amostra.

Tabela 10. Classificação das eficiências calculadas com respeito a cada mesorregião do estado de Minas Gerais em 2017 – número de municípios e participação percentual

Mesorregiões	Baixa ( $< 0,5$ )	Regular ( $\geq 0,5$ e $< 0,8$ )	Alta ( $\geq 0,8$ e $< 1$ )	Eficiente ( $= 1$ )
<b>Metropolitana de Belo Horizonte</b>	6 (55%)	3 (27%)	2 (18%)	0 (0%)
Central Mineira	3 (75%)	1 (25%)	0 (0%)	0 (0%)
Jequitinhonha	6 (60%)	4 (40%)	0 (0%)	0 (0%)
Noroeste de Minas	4 (44%)	3 (33%)	2 (22%)	0 (0%)
Norte de Minas	26 (90%)	2 (7%)	1 (3%)	0 (0%)
Oeste de Minas	4 (57%)	1 (14%)	2 (29%)	0 (0%)

Sul/Sudoeste de Minas	4 (57%)	3 (43%)	0 (0%)	0 (0%)
Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba	11 (44%)	13 (52%)	1 (4%)	0 (0%)
Vale do Rio Doce	5 (83%)	0 (0%)	1 (17%)	0 (0%)
Zona da Mata	18 (95%)	1 (5%)	0 (0%)	0 (0%)

Fonte: Elaborado pela autora.

As mesorregiões de Belo Horizonte, Noroeste de Minas e Oeste de Minas são as que possuem maior quantidade de municípios altamente eficientes. As mesorregiões do Norte de Minas e da Zona da Mata possuem as maiores quantidades de municípios com eficiência baixa, enquanto Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba, Sul/Sudoeste de Minas e Jequitinhonha possuem as maiores proporções de usinas na faixa regular de eficiência técnica. As estatísticas descritivas das variáveis empregadas no modelo Tobit são apresentadas na Tabela 11.

Tabela 11. Estatística descritiva das variáveis utilizadas na regressão de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017

Variável	Mínimo	Máximo	Média	D.P.
Agricultura familiar (%)	0,00	100,00	63,32	28,02
Assistência técnica (%)	0,38	94,10	33,52	22,91
Crédito rural (%)	7,80	85,71	42,87	12,36
Escolaridade (anos)	7,57	25,48	14,16	2,88
Idade (anos)	45,74	55,51	48,85	1,68
Mulheres (%)	0,00	36,36	10,11	9,02
Receita (%)	7,52	98,75	47,04	24,84
Usina	0,00	4,00	0,22	0,57

Fonte: Elaborado pela autora.

A variável “usina” é a única que possui desvio padrão maior que a média, sendo que dentre os municípios de Minas Gerais analisados somente cinco apresentaram mais que 1 usina no seu território e somente 16,3% dos municípios da amostra possuíam ao menos 1 usina. A proporção de agricultores familiares é maior do que em São Paulo, sendo que a média é de 63%. A proporção de mulheres responsáveis pelos estabelecimentos rurais é em média de, apenas, 10% das propriedades. Quanto ao uso de crédito rural, a maior proporção é de 85,71% no município de Maria da Fé. A proporção de estabelecimentos em cada município que possuem renda proveniente da venda de cana-de-açúcar é menor do que a do estado de São Paulo, sendo em média de 47% em Minas Gerais.

As variáveis cujas estatísticas descritivas são apresentadas na Tabela 11 foram utilizadas para calcular o modelo Tobit. A Tabela 12 apresenta os resultados obtidos no cálculo do modelo Tobit para Minas Gerais. As variáveis agricultura familiar e escolaridade média foram deixadas

de fora da regressão para evitar multicolinearidade, conforme mostra o teste VIF no Apêndice C.

Tabela 12. Resultados do modelo Tobit para o estado de Minas Gerais – municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Estimador</b>	<b>Probabilidade</b>
Intercepto 1	-0,36982	0,0195*
Intercepto 2	-2,38974	<2e-16***
Assistência técnica	0,00091	0,2598
Crédito rural	0,00035	0,6359
Idade	0,01129	0,0511
Mulheres	-0,00073	0,5318
Receita	0,0011	0,0128**
Usina	-0,00035	0,9828

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância menor que 5%, \* nível de significância de 5% e . nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

A variável receita apresentou influência positiva e significativa com relação a determinação da eficiência, ou seja, os municípios cujos estabelecimentos rurais apresentaram maior eficiência tem grande proporção de proprietários rurais com cuja principal fonte de renda é proveniente da cana-de-açúcar. Este resultado pode ser explicado pelo fato de Minas Gerais ser um importante polo na produção de cachaça de alambique onde é responsável por 50% da fabricação total dessa bebida (PAIVA; BRITO, 2018), e portanto a cana-de-açúcar precisa ter boa qualidade (SILVA et al., 2021b) e por conseguinte isso pode afetar o preço e no interesse dos agricultores venderem a cana-de-açúcar para esse nicho de mercado. Quanto ao efeito marginal das variáveis, a receita incrementa a eficiência em 0,001%.

Em complemento a análise, Minas Gerais apresentou correlação positiva com todas as variáveis empregadas no modelo de cálculo das eficiências dos modelos DEA-CRS orientados aos insumos.

#### 4.1.3 Goiás

Após retirar-se da amostra os municípios com informações faltantes e dos ajustamentos feitos na base, a amostra final para o estado de Goiás é composta por informações provenientes de 42 municípios, que representa uma proporção de 17,1% do número total de municípios do estado. A Tabela 13 mostra as estatísticas descritivas das variáveis empregadas para o cálculo do modelo DEA-CRS para os municípios do estado de Goiás.



Tabela 13. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de Goiás – municípios selecionados – 2017

Variável	Classificação	Min	Máx.	Média	D.P.
Receita das DMUs	Produto	5.750	22.753.634	5.280.358	6.042.581
Trabalho	Insumo	1,57	149,51	34,78	43,99
Despesa com combustíveis	Insumo	967,1	2.892.844,6	476.842,2	665.324,2
Despesa com agrotóxicos	Insumo	66,7	1.838.347,7	339.152,7	412.052,2
Terra	Insumo	0,53	4.072,59	856,52	1.043,53

Fonte: Elaborado pela autora.

De acordo com os dados apresentados na Tabela 13 observa-se que todos os valores de desvio-padrão são superiores a média, sendo que a menor variação em relação a média é da receita e entre os insumos a menor variação é referente às despesas com agrotóxicos. O valor máximo da variável “terra” é o maior dentre os estados analisados, sendo este de 4.072 hectares colhidos em média nos estabelecimentos rurais de um município. O estado de Goiás também possui a maior média de trabalhadores em estabelecimentos agropecuários entre os estados analisados. Da mesma forma que o observado para os estados de São Paulo e Minas Gerais, o valor médio das despesas com agrotóxicos é inferior ao observado para combustíveis. A partir dos dados da Tabela 13 foram calculadas as eficiências. A Figura 12 apresenta o histograma das eficiências calculadas pelo modelo DEA-CRS orientado aos insumos para o estado de Goiás.

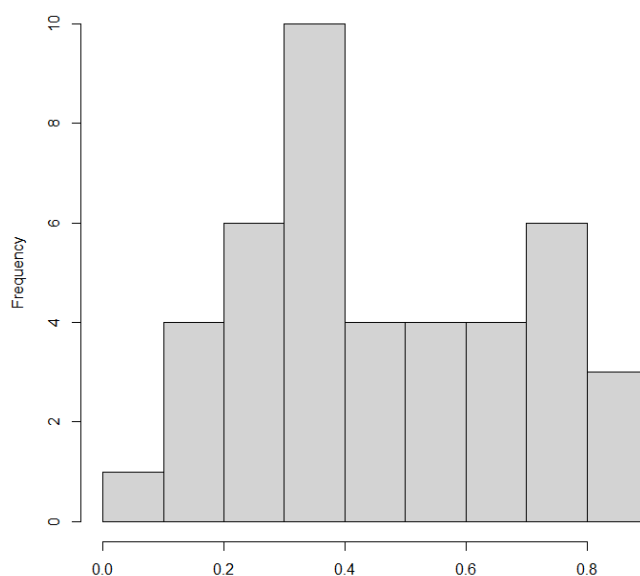


Figura 12. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de Goiás – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

Apesar do histograma apresentado na Figura 12 não parecer apresentar assimetria, o cálculo do teste do coeficiente de assimetria Pearson (Anexo B) resultou em um valor de 0,2, o que indica leve assimetria positiva, ou seja, predominância de municípios com eficiência abaixo de 0,5. Na Tabela 14 é possível observar as estatísticas descritivas das eficiências calculadas para os municípios do estado de Goiás.

Tabela 14. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de Goiás (2017)

Valor mínimo	Valor máximo	Valor médio	Desvio Padrão
0,07	0,85	0,46	0,22

Fonte: Elaborado pela autora.

A média das eficiências é menor que 0,5, mostrando a predominância de DMUs com baixas eficiências em Goiás. A Figura 13 apresenta a distribuição espacial das eficiências calculadas para os municípios do estado de Goiás para o ano de 2017.

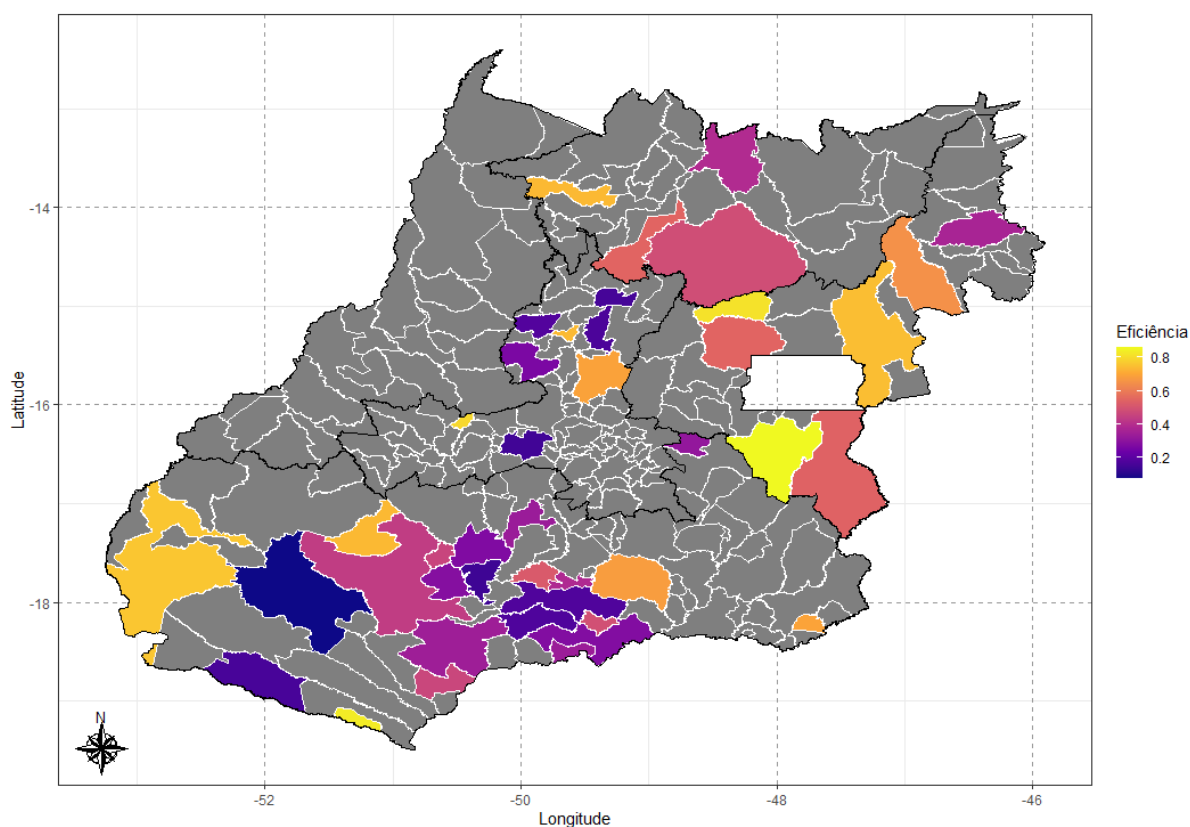


Figura 13. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar no estado de Goiás – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

Por meio da Figura 13 é possível aventar a hipótese de uma concentração de DMUs mais eficientes na mesorregião do Leste Goiano (Apêndice B). A Tabela 15 apresenta a classificação

das eficiências para cada mesorregião do estado de Goiás. O estado de Goiás possui 5 mesorregiões sendo que 4 delas contaram com ao menos 1 município na amostra analisada.

Tabela 15. Classificação das eficiências calculadas para cada mesorregião do estado de Goiás em 2017 – número de municípios e participação percentual

<b>Mesorregiões</b>	<b>Baixa (<math>&lt; 0,5</math>)</b>	<b>Regular (<math>\geq 0,5</math> e <math>&lt; 0,8</math>)</b>	<b>Alta (<math>\geq 0,8</math> e <math>&lt; 1</math>)</b>	<b>Eficiente (<math>= 1</math>)</b>
Centro Goiano	4 (57%)	3 (43%)	0 (0%)	0 (0%)
Leste Goiano	1 (14%)	4 (57%)	2 (29%)	0 (0%)
Norte Goiano	2 (50%)	2 (50%)	0 (0%)	0 (0%)
Sul Goiano	17 (74%)	6 (26%)	0 (0%)	0 (0%)

Fonte: Elaborado pela autora.

Nota-se que a mesorregião do Sul Goiano é a que possui maior quantidade e percentual de municípios com eficiência baixa, apesar de apresentar a maior quantidade bruta de municípios com eficiência regular, e o Leste Goiano é a que possui a maior quantidade e percentual de municípios com eficiência nas faixas regular e alta. As estatísticas descritivas das variáveis empregadas no modelo Tobit são apresentadas na Tabela 16.

Tabela 16. Estatística descritiva das variáveis utilizadas na regressão do estado de Goiás – municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Média</b>	<b>D.P.</b>
Agricultura familiar (%)	0,00	100,00	44,05	37,73
Assistência técnica (%)	3,85	100,00	49,02	33,95
Crédito rural (%)	0,00	58,73	28,36	16,74
Escolaridade (anos)	9,21	17,13	11,78	1,72
Idade (anos)	46,34	51,22	49,21	1,09
Mulheres (%)	0,00	62,50	6,72	11,84
Receita (%)	18,75	100,00	73,58	25,43
Usina	0,00	2,00	0,50	0,67

Fonte: Elaborado pela autora.

As variáveis “usina” e “mulheres” são as únicas que possuem valor de desvio-padrão superiores à média. No estado de Goiás, quatro municípios possuem mais do que uma usina instalada, sendo que a proporção de municípios que possuem ao menos uma usina é de 40,47%. A média da quantidade de usinas é a maior dentre os estados analisados. A proporção média de mulheres responsáveis por estabelecimentos rurais é a menor dentre os estados avaliados, sendo de apenas 6,7%. A proporção da receita proveniente da venda de cana-de-açúcar nos municípios é superior a 70%, apenas menor que a de São Paulo. A proporção de estabelecimentos nos municípios que usufruem de crédito rural é a menor dentre os estados analisados, sendo de

28,4%. A partir dos dados apresentados na Tabela 16 foi feita uma regressão para estabelecer os determinantes das eficiências por meio de um modelo Tobit.

A Tabela 17 apresenta os resultados obtidos para o modelo Tobit em Goiás. Para evitar multicolinearidade foram removidas as variáveis de assistência técnica e receita, assim como aponta o teste VIF no Apêndice D.

Tabela 17. Resultados do modelo Tobit para o estado de Goiás – municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Estimador</b>	<b>Probabilidade</b>
Intercepto 1	3,0944	0,03251*
Intercepto 2	-0,71093	<2e-16***
Agricultura familiar	0,006291	0,00923**
Crédito rural	-0,005314	0,24532
Escolaridade	-0,02679	0,58414
Idade	-0,03335	0,60597
Mulheres	0,00903	0,19997
Usina	-0,02679	0,7908

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância de 1%, \* nível de significância de 5% e <sup>..</sup> nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

Os resultados do modelo Tobit mostram que a variável “agricultura familiar” afetou significativa e positivamente a eficiência dos municípios do estado de Goiás. Dentre os estados analisados somente Goiás (Apêndice A) apresentou correlação negativa com respeito ao tamanho médio de área das propriedades, isso corrobora com o que foi encontrado no modelo Tobit já que as propriedades de agricultores familiares tendem a ter menor disponibilidade de área. A agricultura familiar, portanto, pode incrementar em até 0,00009% a cada novo agricultor familiar em cada município em Goiás.

A variável assistência técnica se mostrou fortemente correlacionada com a variável agricultura familiar, portanto pode ser que a assistência técnica também seja um fator importante para a produção canavieira em Goiás. Oliveira et al. (2017) destacam que a Emater em Goiás é um dos órgãos públicos de extensão que contribuem diretamente para a redução da desigualdade regional dos agricultores familiares goianos, portanto, a concentração de agricultores familiares produzindo cana-de-açúcar pode promover a ação pública de extensão rural.

#### 4.1.4 Mato Grosso

Após a retirada dos municípios com falta de informações e das adequações feitas na base de dados, a amostra final para o estado de Mato Grosso é composta de dados provenientes de 18 municípios, sendo que a amostra corresponde a 18,1% do total de municípios existentes no estado de Mato Grosso. A Tabela 18 mostra as estatísticas descritivas das variáveis utilizadas no cálculo das eficiências para o estado de Mato Grosso.

Tabela 18. Estatísticas descritivas do modelo de eficiência para o estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Classificação</b>	<b>Min.</b>	<b>Máx.</b>	<b>Média</b>	<b>D.P.</b>
Receita das DMUs	Produto	19.516	24.287.443	3.773.760	6.721.551
Trabalho	Insumo	1,23	47,69	11,50	15,26
Despesa com combustíveis	Insumo	1.218	1.123.634	158.319	298.976
Despesa com agrotóxicos	Insumo	359,6	421.351,0	96.722,3	155.353,3
Terra	Insumo	0,51	2.495,38	524,56	860,05

Fonte: Elaborado pela autora.

Todos os valores de desvio-padrão são maiores que os valores de média, sendo que a maior relação média/desvio-padrão ocorre para o insumo “trabalho”. O valor máximo da variável “terra” foi o menor dentre os estados analisados. O valor mínimo para as despesas com combustíveis é o maior dentre todos os estados analisados, superando o valor encontrado para Goiás. Além disso, à exemplo dos demais estados analisados, o valor das despesas com combustíveis supera o observado para a despesa com agrotóxicos. O estado de Mato Grosso possui a menor média de trabalhadores em estabelecimentos agropecuários nos municípios. A Figura 14 mostra o histograma das eficiências técnicas calculadas pelo modelo DEA-CRS orientado aos insumos para os municípios do estado de Mato Grosso.

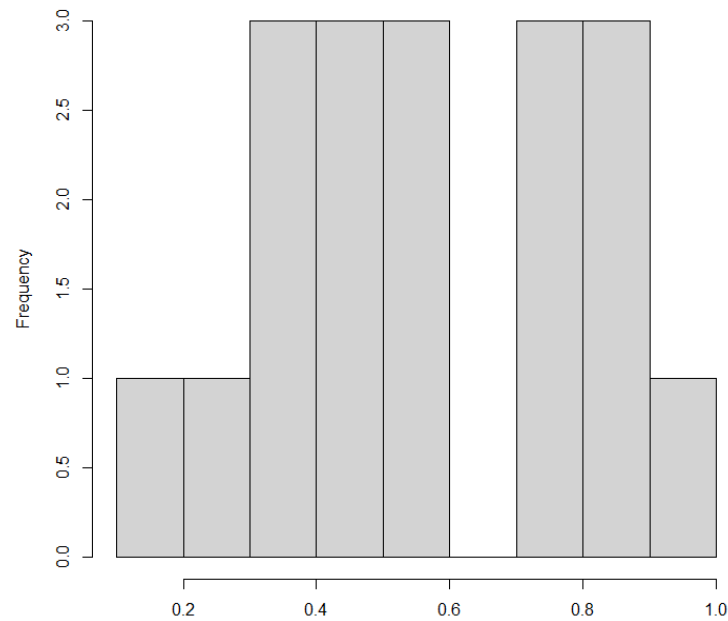


Figura 14. Histograma das eficiências DEA-CRS orientadas aos insumos calculadas para o estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

Por meio da observação do histograma apresentado na Figura 14 não é possível observar assimetria nos resultados de eficiência para o Mato Grosso. O teste do coeficiente de assimetria de Pearson (Anexo B) resultou em um valor de 0,01, indicando que, de fato, não há assimetria na distribuição das eficiências técnicas. Na Tabela 19 apresentam-se as estatísticas descritivas das eficiências calculadas.

Tabela 19. Estatísticas descritivas das eficiências calculadas para o estado de Mato Grosso (2017)

<b>Valor mínimo</b>	<b>Valor máximo</b>	<b>Valor médio</b>	<b>Desvio Padrão</b>
<b>0,17</b>	0,92	0,57	0,23

Fonte: Elaborado pela autora.

É interessante observar que, embora não existam municípios com eficiências entre 0,6 e 0,7 na Figura 14 que pertenceriam a faixa regular de eficiência, a média das eficiências técnicas dos municípios é de 0,57, que está dentro desta faixa de eficiência. A Figura 15 apresenta as eficiências calculadas separadas por mesorregião para a amostra de municípios pertencentes ao estado de Mato Grosso com dados do Censo Agropecuário 2017.

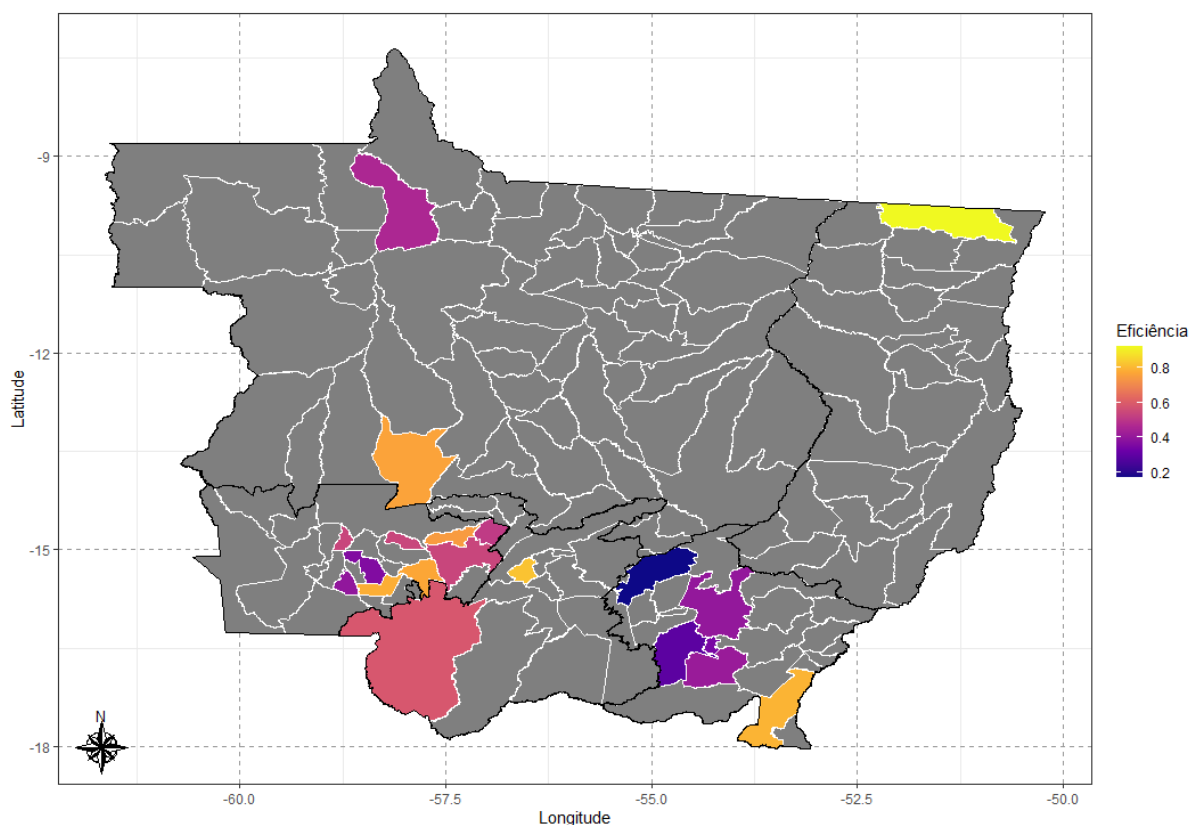


Figura 15. Distribuição espacial das eficiências da produção de cana-de-açúcar no estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017

Fonte: Elaborado pela autora.

Por meio da Figura 15 é possível observar que a mesorregião do Sudoeste Mato-Grossense (Apêndice C) parece ter uma concentração de municípios com eficiência abaixo de 0,5. A Tabela 20 apresenta a classificação das eficiências para cada mesorregião do estado de Mato Grosso. Cabe ressaltar que, o estado de Mato Grosso possui cinco mesorregiões sendo que todas as mesorregiões contaram com ao menos um município na amostra analisada.

Tabela 20. Classificação das eficiências calculadas para cada mesorregião do estado de Mato Grosso em 2017 – número de municípios e participação percentual

Mesorregiões	Baixa ( $< 0,5$ )	Regular ( $\geq 0,5$ e $< 0,8$ )	Alta ( $\geq 0,8$ e $< 1$ )	Eficiente ( $= 1$ )
Centro-Sul Mato-Grossense	0 (0%)	1 (50%)	1 (50%)	0 (0%)
Nordeste Mato-Grossense	0 (0%)	0 (0%)	1 (100%)	0 (0%)
Norte Mato-Grossense	1 (50%)	0 (0%)	1 (50%)	0 (0%)
Sudoeste Mato-Grossense	2 (29%)	5 (71%)	0 (0%)	0 (0%)
Sudeste Mato-Grossense	5 (83%)	0 (0%)	1 (17%)	0 (0%)

Fonte: Elaborado pela autora.

Dentre as mesorregiões, o Sudoeste Mato-Grossense é o único que não possui municípios com eficiência alta. As estatísticas descritivas das variáveis empregadas no modelo Tobit são apresentadas na Tabela 22. Além das variáveis descritas na Tabela 21, também foram incluídas as variáveis binárias para representar as mesorregiões do estado.

Tabela 21. Estatísticas descritivas das variáveis utilizadas na regressão de Mato Grosso–municípios selecionados – 2017

<b>Variável</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Máximo</b>	<b>Média</b>	<b>D.P.</b>
Agricultura familiar (%)	0,00	100,00	66,45	41,33
Assistência técnica (%)	1,70	84,03	22,81	21,14
Crédito rural (%)	0,00	100,00	55,29	27,92
Escolaridade (anos)	4,47	6,84	5,40	0,63
Idade (anos)	45,90	59,22	49,94	3,17
Mulheres (%)	0,00	40,00	15,08	13,60
Receita (%)	19,23	100,00	67,06	25,55
Usina	0,00	1,00	0,22	0,48

Fonte: Elaborado pela autora.

A variável “Usina” apresentou a maior variação relativa dentre todas as variáveis sendo duas vezes maior que a média. Na amostra do estudo existe uma proporção de 22% de municípios com uma usina. A média da proporção de agricultores familiares é a maior dentre os estados analisados (66,5%), enquanto a média da proporção de estabelecimentos que utilizam crédito rural é a menor (22,8%). O desvio-padrão da variável “idade” é o maior dentre todos os estados analisados (3,17 anos). A Tabela 22 apresenta os resultados obtidos para os fatores que determinam a eficiência técnica, calculado por meio do modelo Tobit, para o estado do Mato Grosso.



Tabela 22. Resultados do modelo Tobit para o estado de Mato Grosso – municípios selecionados – 2017

Variável	Estimador	Probabilidade
Intercepto 1	2,04551	0,00738*
Intercepto 2	-2,05832	<2e-16***
Agricultura familiar	-0,00304	0,15885
Assistência técnica	-0,00135	0,50749
Crédito rural	0,00031	0,85993
Escolaridade	-0,09031	0,30892
Idade	0,03019	0,03081*
Mulheres	-0,00725	0,01710
Receita	-0,00649	0,00197**
Usina	-0,01251	0,94175

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância de 1%, \* nível de significância de 5% e \*\* nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

Ao contrário dos resultados obtidos para os outros estados, a receita apresentou impacto negativo e significativo a 5% na determinação da eficiência dos municípios que possuem estabelecimentos rurais produtores de cana. Assim, quanto maior a receita proveniente da cana-de-açúcar de um produtor espera-se que, em média, haja um decréscimo na eficiência do estabelecimento rural administrado por ele.

A variável idade tem efeito marginal de cerca de 0,004% para cada incremento na idade dos produtores, enquanto a variável usina reduz em cerca de 0,0001% a eficiência a cada usina a mais no município avaliado. Em complemento a análise, Mato Grosso apresentou correlação positiva com todas as variáveis empregadas no modelo de cálculo das eficiências dos modelos DEA-CRS orientados aos insumos (Apêndice A).

## 5 CONCLUSÕES

O objetivo deste estudo foi calcular a eficiência técnica através de um modelo DEA-CRS com orientação aos insumos a partir da produção de cana-de-açúcar para uma amostra de municípios dos estados de São Paulo, Goiás, Minas Gerais e Mato Grosso no ano de 2017. Complementarmente, foram analisadas, através de um modelo Tobit, as variáveis socioeconômicas que influenciam as eficiências da produção de cana-de-açúcar em cada um destes estados.

Foi verificado que todos os estados apresentaram diferentes resultados de eficiência que variavam para as diferentes mesorregiões que o compõem, devido às disparidades de características de produção e socioeconômicas. Observou-se uma concentração de DMUs nas mesorregiões de Ribeirão Preto e São José do Rio Preto em São Paulo e Triângulo Mineiro/Alto Paranaíba em Minas Gerais.

As variáveis socioeconômicas inseridas no modelo Tobit apresentaram diferentes influências para cada estado. O Mato Grosso foi o único estado que apresentou influência positiva da idade dos produtores rurais, resultado este que não era esperado inicialmente. Para o estado de São Paulo o incremento da eficiência foi relacionado positivamente com o crédito rural e negativamente para assistência técnica. Em Minas Gerais os produtores de cana-de-açúcar com maior nível de eficiência são os que possuem maior renda proveniente da venda de cana-de-açúcar enquanto que no estado de Goiás os agricultores familiares correspondem pela maior faixa de eficiência.

Existem uma série de limitações nos resultados deste estudo, a principal delas é quanto a disponibilidade limitada de dados. Adicionalmente, o conjunto de dados utilizado não considerou informações com respeito a qualidade de solo, nem condições climáticas na determinação da eficiência que, como foi visto na revisão da literatura, são importantes fatores determinantes da eficiência. Também não foi possível avaliar a eficiência das usinas na produção conjunta de açúcar e álcool devido à indisponibilidade de dados para tal análise.

Para futuros estudos sugere-se que outras variáveis como preço da cana-de-açúcar e do etanol, quantidade de tratores, bem como outras informações relacionadas às DMUs produtoras de cana-de-açúcar sejam utilizadas na estimação do modelo DEA. Além disso, acredita-se que com o uso de informações primárias, tanto com respeito às propriedades rurais quanto, principalmente, com respeito às usinas, poder-se-ia obter resultados mais específicos e precisos. Além disso, a adição de variáveis que quantificassem os impactos ambientais poderia ser

importante para avaliar a eficiência ambiental na produção de etanol e cana-de-açúcar brasileira. Por fim, sugere-se, ainda como possibilidade para trabalhos futuros, comparar os resultados obtidos por meio de DEA com outros métodos para o cálculo de eficiência técnica.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ALVES, L. Q. et al. Desempenho da produção da cultura de cana-de-açúcar nos principais estados produtores. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, v. 15, n. 2, p. 303–3017, 2021.
- AMBETSA, F. L.; MWANGI, S. C.; NDIRANGU, S. N. Technical efficiency and its determinants in sugarcane production among smallholder sugarcane farmers in Malava sub-county, Kenya. **African Journal of Agricultural Research**, v. 15, n. 3, p. 351–360, 2020.
- ANP. **Comercialização de combustíveis em 2019 apresenta aumento em relação a 2018 safras**. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/noticias/5626-comercializacao-de-combustiveis-em-2019-apresenta-aumento-em-relacao-a-2018>>. Acesso em: 24 set. 2020a.
- ANP. **Painel dinâmico de produtores de etanol**. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/producao-de-bicombustiveis/etanol/painel-dinamico-de-produtores-de-etanol>>. Acesso em: 24 set. 2020b.
- ASSEFA ADMASSIE; MATAMBALYA, F. A. S. T. Technical Efficiency of Small-and Medium-Scale Enterprises: Evidence from a Survey of Enterprises in Tanzania. **Eastern Africa Social Science Research Review**, v. 18, n. 2, p. 1–29, 2002.
- BALBINO, V. A.; SOUZA, C. C.; FRAINER, D. M. Análise da eficiência das indústrias de açúcar e álcool com a análise envoltória de dados. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 11, n. 1, p. 351–361, 2020.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. **Management Science**, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, set. 1984.
- BATTESE, G. E.; COELLI, T. J. Frontier production functions, technical efficiency and panel data: With application to paddy farmers in India. **Journal of Productivity Analysis**, v. 3, n. 1–2, p. 153–169, 1992.
- BATTESE, G. E.; COELLI, T. J. A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data. **Empirical Economics**, v. 20, p. 325–332, 1995.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. **Benchmarking with DEA, SFA, and R**. 1º ed. Nova Iorque: [s.n.].
- BONETT, D. G.; WRIGHT, T. A. Sample size requirements for estimating Pearson, Kendall

and Spearman Correlations. **Psychometrika**, v. 65, n. 1, p. 23–28, 2000.

BRAGAGNOLO, C.; SPOLADOR, H. F. S.; BARROS, G. S. C. Regional Brazilian Agriculture TFP Analysis: A Stochastic Frontier Analysis Approach. **Economia**, v. 11, n. 4, p. 217–242, 2010.

**BRASIL.** Lei nº 13.576 de 26 de dezembro de 2017, Dispõe sobre a Política Nacional de Biocombustíveis (RenovaBio) e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, p. 4.

**BRASIL.** Decreto nº 9.717, de 13 de março de 1931, Estabelece a aquisição obrigatória de álcool, na proporção de 5% da gasolina importada, e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, p. 3736. Seção 1.

**BRASIL.** Lei nº 12.187 de 29 de dezembro de 2009, Institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima - PNMC e dá outras providências. **Diário Oficial da União**, Brasília, DF, p. 109.

BRUNOZI JÚNIOR, A. C. et al. Eficiência produtiva e análise econômica e financeira de usinas de cana de açúcar do estado de São Paulo. **Revista Ambiente Contábil**, v. 4, n. 2, p. 74–92, 2012.

CARDOSO, T. F. et al. A regional approach to determine economic, environmental and social impacts of different sugarcane production systems in Brazil. **Biomass and Bioenergy**, v. 120, p. 9–20, jan. 2019.

**CEPEA. PIB DO AGRONEGÓCIO ALCANÇA PARTICIPAÇÃO DE 26,6% NO PIB BRASILEIRO EM 2020.** Piracicaba, SP: [s.n.]. Disponível em: <[https://www.cepea.esalq.usp.br/upload/kceditor/files/Cepea\\_CNA\\_relatorio\\_2020.pdf](https://www.cepea.esalq.usp.br/upload/kceditor/files/Cepea_CNA_relatorio_2020.pdf)>.

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

COELLI, T.; LAUWERS, L.; VAN HUYLENBROECK, G. Environmental efficiency measurement and the materials balance condition. **Journal of Productivity Analysis**, v. 28, n. 1–2, p. 3–12, 2007.

COELLI, T.; RAO, D. S. P.; BATTESE, G. E. **An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis.** Boston, MA: Springer US, 1998.



FARRAR, D. E.; GLAUBER, R. R. Multicollinearity in Regression Analysis: The Problem Revisited. **The Review of Economics and Statistics**, v. 49, n. 1, p. 92–107, 1967.

FARRELL, M. J. The Measurement of Productive Efficiency <http://www.jstor.org/stab>. **Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)**, v. 120, n. 3, p. 253–290, 1957.

FERNANDES, M. M.; SPROESSER, R. L.; PEREIRA, M. W. G. Determinants of the technical efficiency of the brazilian sucroenergy industry. **Custos e Agronegócio**, v. 15, n. 4, p. 337–369, 2019.

FETHI, M. D.; JACKSON, P. M.; WEYMAN-JONES, T. G. **Measuring the Efficiency of European Airlines: An Application of DEA and Tobit Analysis**: EPRU Discussion papers. Leicester, UK: [s.n.].

GASQUES, J. G. et al. Produtividade da agricultura Resultados para o Brasil e estados selecionados. **Revista de Política Agrícola**, v. 23, n. 3, p. 87–98, 2014.

GIRASE, J. R. **Evaluation of the Economic Feasibility of Grain Sorghum , Sweet Sorghum , and Switchgrass as Alternative Feedstocks for Ethanol Production in the Texas Panhandle**. [s.l.] West Texas A&M University, 2010.

GOLDEMBERG, J. The Brazilian biofuels industry. **Biotechnology for Biofuels**, v. 1, p. 1–7, 2008.

GÓMEZ, J. M. Analysis of the variation in the efficiency in the production of biofuels in Latin America. **Estudios Gerenciales**, v. 32, n. 139, p. 120–126, 2016.

GRANCO, G. et al. Exploring the policy and social factors fueling the expansion and shift of sugarcane production in the Brazilian Cerrado. **GeoJournal**, v. 82, n. 1, p. 63–80, 2017.

GREENE, W. H. **Econometric Analysis**. 5. ed. Nova Jersey: [s.n.].

GUJARATI, D. N. **Basic Econometrics**. 3° ed. Nova Iorque: [s.n.].

GUL, M. et al. Determination of technical efficiency in cotton growing farms in Turkey: A case study of Cukurova region. **African Journal of Agricultural Research**, v. 4, n. 10, p. 944–949, 2009.

HAVLICECK, L. L.; PETERSON, N. L. Robustness of the Pearson Correlation against Violations of Assumptions. **Perceptual and Motor Skills**, v. 43, n. 3, p. 1319–1334, 1976.

HIRSCHAUER, N.; MUSSHOF, O. Non-metric data: a note on a neglected problem in DEA studies. **European Journal of Law and Economics**, v. 37, p. 489–494, 2014.

IBGE. **Censo Agropecuário - Resultados Definitivos**. Disponível em: <<https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/censo-agropecuario/censo-agropecuario-2017>>. Acesso em: 12 dez. 2020.

JAISWAL, D. et al. Brazilian sugarcane ethanol as an expandable green alternative to crude oil use. **Nature Climate Change**, v. 7, n. 11, p. 788–792, 2017.

KIRJAVAINEN, T.; LOIKKANEN, H. A. Efficiency Differences of Finnish Senior Secondary Schools: An Application of DEA and Tobit Analysis'. **Economics of Education Review**, v. 17, n. 4, p. 377–394, 1998.

KUMAR, S.; ARORA, N. Evaluation of Technical Efficiency in Indian Sugar Industry: An Application of Full Cumulative Data Envelopment Analysis. **Eurasian Journal of Business and Economics**, v. 5, n. 9, p. 57–78, 2012.

LEITE, R. C. C. et al. Can Brazil replace 5% of the 2025 gasoline world demand with ethanol? **Energy**, v. 34, n. 5, p. 655–661, 2009.

LEMONS, 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.

LIM, S.; BAE, H.; LEE, L. H. A study on the selection of benchmarking paths in DEA. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 6, p. 7665–7673, jun. 2011.

LUQUE, R. et al. Biofuels: A technological perspective. **Energy and Environmental Science**, v. 1, n. 5, p. 542–564, 2008.

LYND, L. R.; CRUZ, C. H. DE B. Make Way for Ethanol. **Science**, v. 330, p. 1176–1177, 2010.

MARDANI, A. et al. A comprehensive review of data envelopment analysis (DEA) approach in energy efficiency. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 70, n. May, p. 1298–1322, 2017.

MARIN, F. R. et al. Sugarcane crop efficiency in two growing seasons in São Paulo State, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 43, n. 11, p. 1449–1455, 2008.

MARTEY, E.; AL-HASSAN, R. M.; KUWORNU, J. K. M. Commercialization of



smallholder agriculture in Ghana: A Tobit regression analysis. **African Journal of Agricultural Research**, v. 7, n. 14, p. 2131–2141, 2012.

MARTINELLI, L. A. et al. Sugar and ethanol production as a rural development strategy in Brazil: Evidence from the state of São Paulo. **Agricultural Systems**, v. 104, n. 5, p. 419–428, jun. 2011.

MATSUOKA, S.; FERRO, J.; ARRUDA, P. The Brazilian experience of sugarcane ethanol industry. **In Vitro Cellular and Developmental Biology - Plant**, v. 45, n. 3, p. 372–381, 2009.

MEDEIROS, A. P. et al. Análise do impacto do crédito rural na produção agrícola brasileira no período 2006 - 2014. **Revista em Agronegócio e Meio Ambiente**, v. 10, n. 3, 2017.

MILANEZ, A. Y. et al. O déficit de produção de etanol no Brasil entre 2012 e 2015: determinantes, consequências e sugestões de política. **Biocombustíveis**, p. 277–302, 2015.

MOREIRA, M. G.; BONIZIO, R. C. Análise comparativa dos custos de cana-de-açúcar: produção independente x usina de açúcar e álcool. **Custos e Agronegócio**, v. 8, n. 2, p. 84–99, 2012.

O'DONNELL, C. J. **Productivity and Efficiency Analysis**. [s.l.] Springer Singapore, 2018.

O'DONNELL, C. J.; FALLAH-FINI, S.; TRIANTIS, K. Measuring and analysing productivity change in a metafrontier framework. **Journal of Productivity Analysis**, v. 47, n. 2, p. 117–128, 2017.

OLIVEIRA, G. R.; ARAÚJO, F. M.; QUEIROZ, C. C. A importância da assistência técnica e extensão rural (ATER) e do crédito rural para a agricultura familiar em Goiás. **Boletim Goiano de Geografia**, v. 37, n. 3, p. 528–551, 2017.

OLIVEIRA, T. B. A. et al. Analyzing the costs and efficiency in the sugarcane farms using data envelopment analysis. **Custos e Agronegócio**, v. 10, n. 1, p. 228–252, 2014.

PACHECO, T. F. **Produção de Etanol: Primeira ou Segunda Geração?** Brasília - DF: [s.n.]. Disponível em:

<<https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/886571/1/CITE04.pdf>>.

PAIVA, A. L.; BRITO, M. J. A Configuração das Lógicas Institucionais do Campo da Cachaça de Alambique em Minas Gerais. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 56, n.

4, p. 701–718, 2018.

PEREIRA, C.; SILVEIRA, J. M. F. J. Análise Exploratória da Eficiência Produtiva das Usinas de Cana-de-açúcar na. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, v. 54, n. 1, p. 147–166, 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, P. A. A. et al. The development of Brazilian agriculture: future technological challenges and opportunities. **Agriculture & Food Security**, v. 1, n. 1, p. 4, 19 dez. 2012.

PETRUCCI, E.; OLIVEIRA, L. A. Coeficientes de assimetria e curtose nos dados de vazão média mensal da bacia do Rio Preto-BA. In: **Os desafios da geografia física na fronteira do conhecimento**. Campinas: Unicamp, 2017. p. 158–170.

REINHARD, S.; KNOX LOVELL, C. A.; THIJSSSEN, G. J. Environmental efficiency with multiple environmentally detrimental variables; estimated with SFA and DEA. **European Journal of Operational Research**, v. 121, n. 2, p. 287–303, 2000.

REINHARD, S.; LOVELL, C. A. K.; THIJSSSEN, G. Econometric Estimation of Technical and Environmental Efficiency: An Application to Dutch Dairy Farms. **American Journal of Agricultural Economics**, v. 81, n. 1, p. 44–60, 1999.

RFA. **Annual fuel production**. Disponível em: <<https://ethanolrfa.org/statistics/annual-ethanol-production>>. Acesso em: 2 abr. 2020.

RODRIGUES, G. S. DE S. C.; ROSS, J. L. S. **A trajetória da cana-de-açúcar no Brasil: perspectivas geográfica, histórica e ambiental**. Uberlândia: EDUFU, 2020.

RODRIGUES, M. A. et al. Eficiência técnica na produção de cana-de-açúcar no Estado de São Paulo. In: **Contribuição da FAPESP ao desenvolvimento da agricultura do estado de São Paulo**. [s.l: s.n.]. p. 414.

ROYSTON, J. P. An Extension of Shapiro and Wilk's W Test for Normality to Large Samples. **Applied Statistics**, v. 31, n. 2, p. 115, 1982.

SALAZAR-ORDÓÑEZ, M.; PÉREZ-HERNÁNDEZ, P. P.; MARTÍN-LOZANO, J. M. Sugar beet for bioethanol production: An approach based on environmental agricultural outputs.

**Energy Policy**, v. 55, p. 662–668, 2013.

SALGADO JUNIOR, A. P. et al. Investment Potential for New Sugarcane Plants in Brazil Based on Assessment of Operational Efficiency. **International Food and Agribusiness Management Review**, v. 17, n. 2, p. 41–64, 2014.

SALGADO JUNIOR, A. P.; BONACIM, C. A. G.; PACAGNELLA JUNIOR, A. C. Aplicação da Análise Envoltória de Dados (DEA) para avaliação de eficiência de usinas de açúcar e álcool da região Nordeste do estado de São Paulo. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, v. 11, n. 3, p. 21, 2009.

SCHARLEMANN, J. P. W.; LAURANCE, W. F. How Green Are Biofuels? **Science**, v. 319, p. 43–45, 2008.

SESMERO, J. P.; PERRIN, R. K.; FULGINITI, L. E. Environmental efficiency among corn ethanol plants. **Biomass and Bioenergy**, v. 46, n. 765, p. 634–644, 2012.

SHAPIRO, S. S.; WILK, M. B. An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples). **Biometrika**, v. 52, n. 3/4, p. 591, dez. 1965.

SHEPHARD, R. W. **Cost and production functions**. Boston, MA: Princeton University Press, 1970. v. 1

SILVA, D. L. G. et al. Cana-de-açúcar: Aspectos econômicos, sociais, ambientais, subprodutos e sustentabilidade. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 7, p. 1–17, 2021a.

SILVA, F. DE F.; PERRIN, R. K.; FULGINITI, L. E. The opportunity cost of preserving the Brazilian Amazon forest. **Agricultural Economics**, v. 50, n. 2, p. 219–227, 2019.

SILVA, N. C. et al. Avaliação das Boas Práticas de Fabricação na fabricação de cachaça de alambique de três regiões de Minas Gerais e do Sul Fluminense. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 4, p. 42441–42456, 2021b.

SIMAR, L.; WILSON, P. W. Sensitivity Analysis of Efficiency Scores: How to Bootstrap in Nonparametric Frontier Models. **Management Science**, v. 44, n. 1, p. 49–61, jan. 1998.

SINGH, A. K.; KGS, N.; SHARMA, P. Measurement of technical efficiency of climatic and non-climatic factors in sugarcane farming in Indian States: Use of stochastic frontier production function approach. **Climate Change**, v. 5, n. 19, p. 150–166, 2019.

- SIQUEIRA, P. H. DE L.; REIS, B. DOS S. Determinantes da competitividade na agroindústria processadora de cana-de-açúcar no Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, Minas Gerais. **Organizações Rurais & Agroindustriais**, v. 8, n. 2, p. 202–215, 2006.
- SMEETS, E. et al. The sustainability of Brazilian ethanol—An assessment of the possibilities of certified production. **Biomass and Bioenergy**, v. 32, n. 8, p. 781–813, ago. 2008.
- 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.
- SOUZA, G. S.; GOMES, E. G.; ALVES, E. R. A. Função de produção com base nos microdados do Censo Agropecuário de 2017. **Revista de Política Agrícola**, n. 4, p. 18, 2020.
- SUEYOSHI, T.; KIRIHARA, Y. Efficiency measurement and strategic classification of Japanese banking institutions. **International Journal of Systems Science**, v. 29, n. 11, p. 1249–1263, 1998.
- TEIXEIRA, A. C. R. et al. Public policies to implement alternative fuels in the road transport sector. **Transport Policy** 99, p. 345–361, 2020.
- TOBIN, J. Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables. **Econometrica**, v. 26, n. 1, p. 24, jan. 1958.
- TORQUATO, S. A.; MARTINS, R.; RAMOS, S. DE F. Cana-de-açúcar no estado de São Paulo: Eficiência econômica das regionais novas e tradicionais de produção. **Informações Econômicas**, v. 39, n. 5, p. 92–99, 2009.
- ULLAH, A. et al. Efficiency analysis of sugarcane production systems in Thailand using data envelopment analysis. **Journal of Cleaner Production**, v. 238, p. 117877, nov. 2019.
- UNICA. **Histórico de produção e moagem**. Disponível em: <<https://observatoriodacana.com.br/historico-de-producao-e-moagem.php?idMn=31&tipoHistorico=2>>. Acesso em: 24 set. 2020.
- UNICA. **Histórico de Produção e Moagem**. Disponível em: <<https://observatoriodacana.com.br/historico-de-producao-e-moagem.php?idMn=31&tipoHistorico=2>>. Acesso em: 8 mar. 2021a.
- UNICA. **Área cultivada com cana-de-açúcar - Área total por estado**. Disponível em: <<https://observatoriodacana.com.br/historico-de-area-ibge.php?idMn=33&tipoHistorico=5>>.

Acesso em: 10 fev. 2021b.

USDA. **Sugar and Sweeteners Yearbook Tables**. Disponível em:

<[https://www.ers.usda.gov/data-products/sugar-and-sweeteners-yearbook-tables/sugar-and-sweeteners-yearbook-tables/#World Production, Supply, and Distribution](https://www.ers.usda.gov/data-products/sugar-and-sweeteners-yearbook-tables/sugar-and-sweeteners-yearbook-tables/#World%20Production,%20Supply,%20and%20Distribution)>. Acesso em: 23 mar. 2021.

VASCONCELLOS, V. A.; CANEN, A. G.; LINS, M. P. E. Identificando as melhores práticas operacionais através da associação benchmarking-dea: O caso das refinarias de petróleo.

**Pesquisa Operacional**, v. 26, n. 1, p. 51–67, 2006.

VIEIRA JUNIOR, P. A. et al. Produção brasileira de cana-de-açúcar e deslocamento na da fronteira agrícola no estado do Mato Grosso. **Informações Econômicas**, v. 38, n. 4, p. 58–76, 2008.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory Econometrics: A Modern Approach**. 5<sup>o</sup> ed.

Michigan: [s.n.].

XAVIER, C. E. O. Análise da eficiência do setor sucroenergético brasileiro. p. 164, 2014.

XIAO, C. et al. Using Spearman's correlation coefficients for exploratory data analysis on big dataset. **Concurrency and Computation: Practice and Experience**, v. 28, n. 14, p. 3866–3878, 2015.

YOU, H.; ZHANG, X. Ecoefficiency of Intensive Agricultural Production and Its Influencing Factors in China: An Application of DEA-Tobit Analysis. **Discrete Dynamics in Nature and Society**, p. 14, 2016.

ZOFÍO, J. L.; PRIETO, A. M. Environmental efficiency and regulatory standards: The case of CO2 emission from OECD industries. **Resource and Energy Economics**, v. 23, n. 1, p. 63–83, 2001.

## APÊNDICE A

Tabela 23. Matriz de correlação das variáveis na análise DEA e eficiências calculadas do Estado de São Paulo

<b>Pearson Spearman</b>	<b>Eficiência</b>	<b>Terra</b>	<b>Trabalho</b>	<b>Despesa com combustíveis</b>	<b>Despesa com agrotóxicos</b>
Eficiência	1	0,21***	-0,23***	-0,14**	-0,13**
Terra	0,28***	1	0,49***	0,57***	0,31***
Trabalho	-0,17***	0,28***	1	0,72***	0,5***
Despesa com combustíveis	-0,16***	0,25***	0,59***	1	0,51***
Despesa com agrotóxicos	-0,15*	0,41***	0,46***	0,54***	1

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância de 1%, \* nível de significância de 5% e .. nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 24. Matriz de correlação das variáveis na análise DEA e eficiências calculadas do Estado de Minas Gerais

<b>Pearson Spearman</b>	<b>Eficiência</b>	<b>Terra</b>	<b>Trabalho</b>	<b>Despesa com combustíveis</b>	<b>Despesa com agrotóxicos</b>
Eficiência	1	0,33***	0,21**	0,22**	0,21**
Terra	0,41***	1	0,73***	0,75***	0,83***
Trabalho	0,16**	0,42***	1	0,9***	0,82***
Despesa com combustíveis	0,28***	0,77***	0,46***	1	0,85***
Despesa com agrotóxicos	0,29***	0,81***	0,43***	0,78***	1

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância de 1%, \* nível de significância de 5% e .. nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 25. Matriz de correlação das variáveis na análise DEA e eficiências calculadas do Estado de Goiás

<b>Pearson</b> <b>Spearman</b>	<b>Eficiência</b>	<b>Terra</b>	<b>Trabalho</b>	<b>Despesa com combustíveis</b>	<b>Despesa com agrotóxicos</b>
Eficiência	1	-0,45***	-0,58***	-0,51***	-0,47***
Terra	-0,48***	1	0,85***	0,76***	0,76***
Trabalho	-0,71***	0,83***	1	0,67***	0,65***
Despesa com combustíveis	-0,61***	0,85***	0,84***	1	0,83***
Despesa com agrotóxicos	-0,53***	0,77***	0,81***	0,88***	1

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância de 1%, \* nível de significância de 5% e .. nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 26. Matriz de correlação das variáveis na análise DEA e eficiências calculadas do Estado de Mato Grosso

<b>Pearson</b> <b>Spearman</b>	<b>Eficiência</b>	<b>Terra</b>	<b>Trabalho</b>	<b>Despesa com combustíveis</b>	<b>Despesa com agrotóxicos</b>
Eficiência	1	0,5**	0,47..	0,33	0,37
Terra	0,26	1	0,94***	0,75***	0,66**
Trabalho	0,49*	0,76***	1	0,66***	0,55**
Despesa com combustíveis	0,36	0,78***	0,85***	1	0,79***
Despesa com agrotóxicos	0,18	0,89***	0,69**	0,73***	1

\*\*\* nível de significância menor do que 1%, \*\* nível de significância de 1%, \* nível de significância de 5% e .. nível de significância de 10%.

Fonte: Elaborado pela autora.

## APÊNDICE B



Figura 16. Mapa das Mesorregiões do Estado de São Paulo

Fonte: Elaborado pela autora.

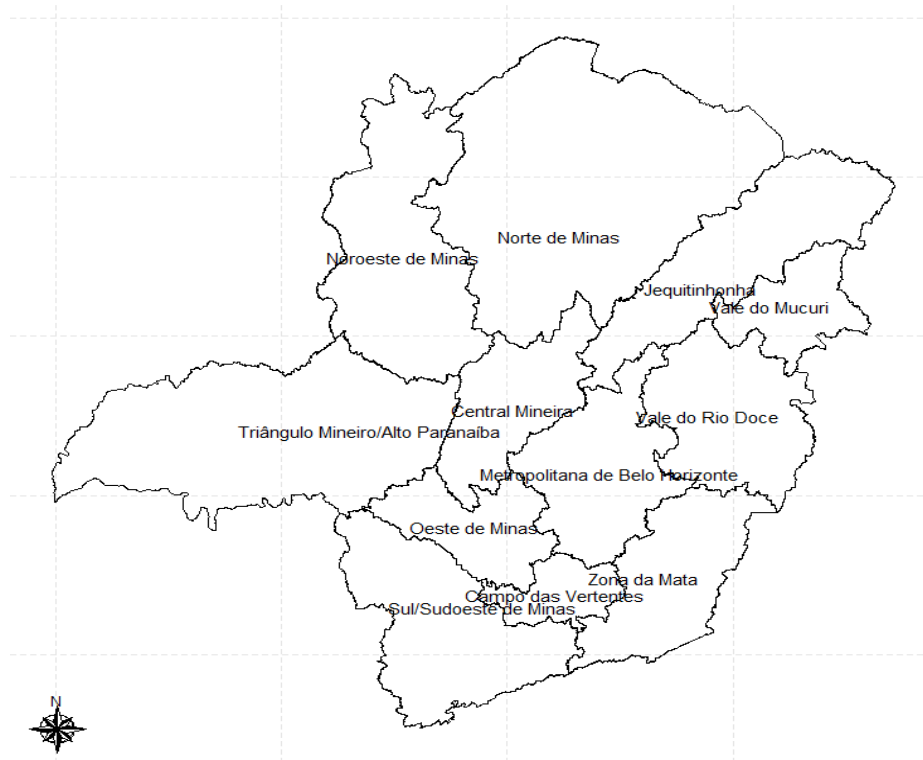


Figura 17. Mapa das Mesorregiões do Estado de Minas Gerais

Fonte: Elaborado pela autora.



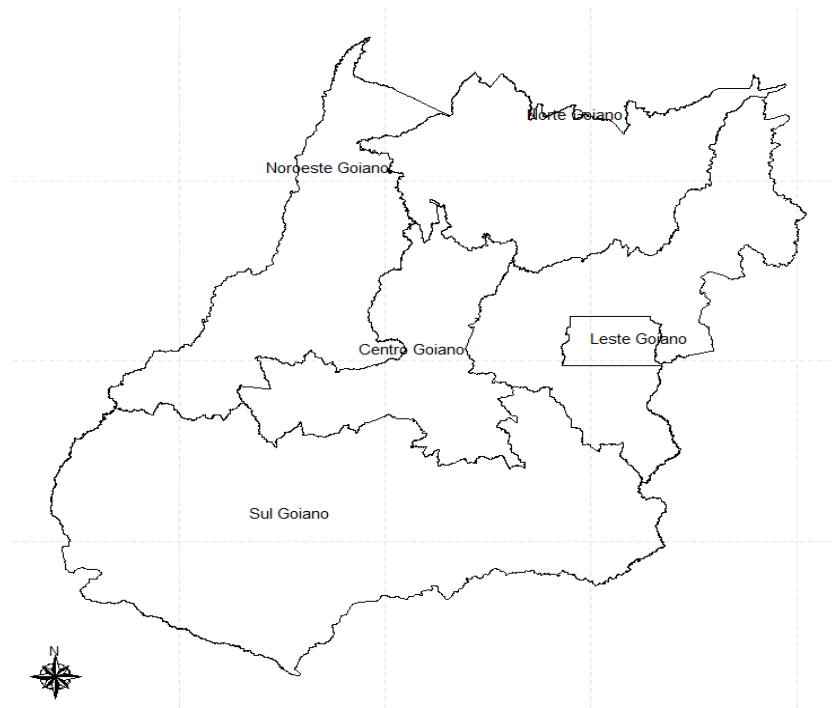


Figura 18. Mapa das Mesorregiões do Estado de Goiás

Fonte: Elaborado pela autora.



Figura 19. Mapa das Mesorregiões do Estado de Mato Grosso

Fonte: Elaborado pela autora.

### APÊNDICE C

Tabela 27. Valores dos fatores de inflação da variância do modelo Tobit no estado de São Paulo

<b>Variáveis</b>	<b>VIF</b>	<b>VIF ajustado</b>
Agricultura familiar	13,31	-
Assistência técnica	10,72	4,74
Crédito rural	1,46	1,15
Escolaridade	3,94	1,57
Idade	1,47	1,65
Mulheres	3,04	1,74
Receita	5,81	4,19
Usina	2,66	3,12

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 28. Valores dos fatores de inflação da variância do modelo Tobit no estado de Minas Gerais

<b>Variáveis</b>	<b>VIF</b>	<b>VIF ajustado 1</b>	<b>VIF ajustado 2</b>
Agricultura familiar	46,31	-	-
Assistência técnica	17,03	11,86	7,03
Crédito rural	10,62	1,73	2,01
Escolaridade	17,48	15,72	-
Idade	3,64	4,16	3,35
Mulheres	3,76	3,57	4,08
Receita	13,83	10,51	9,37
Usina	7,31	6,25	7,33

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 29. Valores dos fatores de inflação da variância do modelo Tobit no estado de Goiás

<b>Variáveis</b>	<b>VIF</b>	<b>VIF ajustado 1</b>	<b>VIF ajustado 2</b>
Agricultura familiar	8,61	9,77	8,15
Assistência técnica	34,35	-	-
Crédito rural	3,35	2,76	3,31
Escolaridade	4,61	4,20	4,45
Idade	1,12	1,24	1,49
Mulheres	2,93	1,05	1,02
Receita	27,98	12,31	-
Usina	2,96	3,01	2,71

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 30. Valores dos fatores de inflação da variância do modelo Tobit no estado de Mato Grosso

<b>Variável</b>	<b>VIF</b>
Agricultura familiar	7,95
Assistência técnica	1,07
Crédito rural	1,64
Escolaridade	2,52
Idade	1,17
Mulheres	0,88
Receita	2,24
Usina	5,16

Fonte: Elaborado pela autora.

## APÊNDICE D

Tabela 31. Teste de normalidade de Shapiro-Wilk na variável dependente da regressão

<b>Estado</b>	<b>Valor do teste W</b>	<b>Valor crítico de W</b>	<b>Probabilidade</b>	<b>Resultado</b>
<b>São Paulo</b>	0,9759	0,9821	0,0571	Não se rejeita a hipótese nula
<b>Minas Gerais</b>	0,9621	0,9799	0,0516	Não se rejeita a hipótese nula
<b>Goiás</b>	0,9362	0,9684	0,0511	Não se rejeita a hipótese nula
<b>Mato Grosso</b>	0,9181	0,9423	0,1193	Não se rejeita a hipótese nula

Fonte: Elaborado pela autora.

## ANEXO I

Tabela 32. Alguns momentos teóricos de simulação de W

<b>n</b>	<b>Momentos</b>	<b>Momentos</b>	
	<b>teóricos</b> <b>(<math>\mu_1</math>)</b>	<b>simulados (<math>\hat{\mu}_1</math>)</b>	
	Shapiro e Wilk (1965)	Royston (1982)	
<b>7</b>	0,9123	0,9120	0,9113
<b>8</b>	0,9174	0,9175	0,9174
<b>9</b>	0,9221	0,9215	0,9227
<b>10</b>	0,9264	0,9260	0,9277
<b>15</b>	0,9424	0,9422	0,9423
<b>20</b>	0,9523	0,9527	0,9523
<b>30</b>	-	0,9626	0,9631
<b>40</b>	-	0,9682	0,9684
<b>50</b>	-	0,9714	0,9718
<b>60</b>	-	-	0,9738
<b>70</b>	-	-	0,9755
<b>80</b>	-	-	0,9768
<b>90</b>	-	-	0,9778
<b>100</b>	-	-	0,9786
<b>125</b>	-	-	0,9799
<b>150</b>	-	-	0,9810
<b>200</b>	-	-	0,9821
<b>300</b>	-	-	0,9835
<b>400</b>	-	-	0,9844
<b>500</b>	-	-	0,9850

Fonte: Adaptado de Royston (1982).

## ANEXO II

### COEFICIENTE DE ASSIMETRIA DE PEARSON

Ao avaliar a assimetria de uma determinada amostra é possível inferir sobre onde há concentração de valores nos dados. Por exemplo, caso haja uma forte assimetria positiva espere-se que a quantidade de observações com valores acima da média sejam mais frequentes do que abaixo dela. A expressão (25) mostra como é calculado o coeficiente de assimetria de Pearson, que é baseado na posição relativa das medidas de tendência central (PETRUCCI; OLIVEIRA, 2017).

$$A_p = \frac{\bar{x} - m_0}{S} \quad (25)$$

Em que  $\bar{x}$  é a média da distribuição,  $m_0$  é a moda e  $S$  é o desvio-padrão. Caso os valores de média, mediana e moda forem iguais, então o coeficiente de assimetria de Pearson terá valor zero. Se a distribuição for assimétrica ela poderá ter valor da média maior que a mediana e a moda e nesse caso ela possui assimetria positiva. Caso ocorra o inverso, ela terá assimetria negativa.

Neste estudo, seguir-se-á a escala de faixas de coeficientes propostas por Petrucci e Oliveira (2017), que utilizaram o coeficiente de assimetria de Pearson em dados de vazão no Rio Preto, para definir a existência ou não de assimetria. Os autores utilizaram faixas do coeficiente, em que a assimetria fraca tem valores em módulo de até 0,15, a assimetria moderada tem valores em módulo entre 0,15 e 1, enquanto a assimetria forte tem valores em módulo superiores a 1.