



Universidade Federal da Paraíba  
Centro de Ciências Sociais Aplicadas  
Programa de Pós-Graduação em Economia

# **EFICIÊNCIA TÉCNICA NA FRONTEIRA DE EXPANSÃO AGRÍCOLA BRASILEIRA DO MATOPIBA: MARANHÃO, TOCANTINS, PIAUI E BAHIA**

**VICTOR RODRIGUES ANDREONI**

João Pessoa - PB  
2023

VICTOR RODRIGUES ANDREONI

**EFICIÊNCIA TÉCNICA NA FRONTEIRA DE EXPANSÃO  
AGRÍCOLA BRASILEIRA DO MATOPIBA:  
MARANHÃO, TOCANTINS, PIAUÍ E BAHIA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal da Paraíba - UFPB, em cumprimento às exigências do Curso de Mestrado em Economia.

Universidade Federal da Paraíba  
Centro de Ciências Sociais Aplicadas  
Programa de Pós-Graduação em Economia

Orientador: Dr. Hilton Martins de Brito Ramalho

João Pessoa - PB  
2023

**Catálogo na publicação**  
**Seção de Catalogação e Classificação**

A559e Andreoni, Victor Rodrigues.

Eficiência técnica na fronteira de expansão agrícola brasileira do Matopiba : Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia / Victor Rodrigues Andreoni. - João Pessoa, 2023. 72 f. : il.

Orientação: Hilton Martins de Brito Ramalho.  
Dissertação (Mestrado) - UFPB/CCSA.

1. Atividade agrícola - Brasil. 2. Lavouras temporárias - Eficiência técnica. 3. Matopiba. 4. DEA - Análise Envoltória de Dados. 5. Folgas complementares. I. Ramalho, Hilton Martins de Brito. II. Título.

UFPB/BC

CDU 338.43(81)(043)



**Universidade Federal da Paraíba**  
**Centro de Ciências Sociais Aplicadas**  
**Programa de Pós-Graduação em Economia**

Campus Universitário I – Cidade Universitária – CEP 58.059-900 – João Pessoa – Paraíba  
Tel: (83) 3216-7482 – <https://sigaa.ufpb.br/sigaa/public/programa/portal.jsf?id=1875> – E-mail: [ppge.ccsa@gmail.com](mailto:ppge.ccsa@gmail.com)

Ata da reunião da Banca Examinadora designada para avaliar o trabalho de Dissertação do mestrando **Victor Rodrigues Andreoni**, submetida para obtenção do grau de Mestre em Economia, área de concentração em **Economia Aplicada**.

Aos vinte e oito dias, do mês de agosto, do ano dois mil e vinte três, às quatorze horas, no Programa de Pós-Graduação em Economia, do Centro de Ciências Sociais Aplicadas, da Universidade Federal da Paraíba, reuniram-se, os membros da Banca Examinadora, constituída pelos professores doutores e Mestre, **Hilton Martins de Brito Ramalho** (Orientador), da Universidade Federal da Paraíba; **Aléssio Tony Cavalcanti de Almeida** (Examinador Interno), da Universidade Federal da Paraíba; **Stélio Coelho Lombardi Filho** (Examinador Externo), da Universidade Federal da Bahia - UFBA; a fim de examinarem o candidato ao grau de mestre em Economia, área de concentração em **Economia Aplicada**, **Victor Rodrigues Andreoni**. Além dos examinadores e do examinando, compareceram também, representantes do Corpo Docente e do Corpo Discente. Iniciando a sessão, o professor **Hilton Martins de Brito Ramalho**, na qualidade de presidente da Banca Examinadora, comunicou aos presentes a finalidade da reunião e os procedimentos de encaminhamento desta. A seguir, concedeu à palavra ao candidato, para que fizesse oralmente a exposição do trabalho, apresentado sob o título: “**Eficiência Técnica na Fronteira Agrícola Brasileira do Matopiba: Evidências usando o modelo DEA**”. Concluída a exposição, o senhor presidente solicitou que fosse feita a arguição por cada um dos examinadores. A seguir foi concedida a palavra ao candidato, para que respondesse e esclarecesse às questões levantadas. Terminadas as arguições, a Banca Examinadora passou a proceder à avaliação e ao julgamento do candidato. Em seguida, o senhor presidente comunicou aos presentes que a Banca Examinadora, por unanimidade, **aprova** a dissertação apresentada e defendida com o conceito **APROVADO**, concedendo assim, o grau de **Mestre em Economia**, área de concentração em **Economia Aplicada**, ao mestrando **Victor Rodrigues Andreoni**. E, para constar, eu, Waleska Christina de Castro, secretária *ad hoc* do Programa de Pós-Graduação em Economia, lavrei a presente ata, que assino junto com os membros da Banca Examinadora. João Pessoa. 28 de agosto de 2023.

Documento assinado digitalmente  
gov.br HILTON MARTINS DE BRITO RAMALHO  
Data: 02/10/2023 08:12:35-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. **Hilton Martins de Brito Ramalho**  
Orientador – UFPB

Documento assinado digitalmente  
gov.br ALESSIO TONY CAVALCANTI DE ALMEIDA  
Data: 02/10/2023 08:32:30-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. **Aléssio Tony Cavalcanti de Almeida**  
Examinador Interno – UFPB

Documento assinado digitalmente  
gov.br STÉLIO COELHO LOMBARDI FILHO  
Data: 02/10/2023 10:16:27-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. **Stélio Coelho Lombardi Filho**  
Examinador Externo – UFBA

*Waleska Castro*  
**Waleska Christina de Castro**  
Secretária Ad Hoc – PPGE/ UFPB

# Agradecimentos

Não poderia iniciar este agradecimento sem citar em primeiro lugar minha família. Família que é enorme, mas cabem todos no meu peito. Família de sangue e de coração. Agradeço por todo apoio, sei que sem vocês eu não teria chegado tão longe. Agradeço especialmente ao meu pai e minha mãe, pois nunca mediram esforços por mim.

Ao ensino público e de qualidade, representado aqui pela Universidade Federal da Paraíba. Garanto que retribuirei à sociedade todo o investimento feito em mim, desde a minha graduação na Universidade Federal da Bahia.

Aos professores que fizeram parte do meu caminho. Aprendi muito nestes últimos anos e devo muito a todos.

Agradeço a todos os meus amigos que sempre me apoiaram, aos amigos de longa data e aos que fiz ao longo do Mestrado. Pessoas especiais que admiro e sempre levarei comigo.

*“Dotou a mãe-natureza  
Com tanta filosofia  
Fez o sol e a lua  
O sol quente e a lua fria  
Para o Sul deu a fartura  
Para o Centro, a agricultura  
Pro Nordeste, a poesia.  
(Poeta Zé Bezerra)*

# Resumo

A atividade agrícola no Brasil, com destaque para a produção de lavouras temporárias, tem uma participação muito importante no PIB. Neste contexto, a nova fronteira agrícola do *Matopiba* tem apresentado grade expansão, atraindo grandes investimentos e interesses de produtores rurais. Esta região é composta por 337 municípios e tem seu nome formado pelas iniciais dos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia. Devido à grande importância econômica do *Matopiba*, este trabalho se propôs a examinar a eficiência técnica da produção de lavouras temporárias na região, assumindo os municípios como unidades de produção, parte-se da hipótese que existem unidades produtoras que alocam de forma ineficiente seus insumos. Os municípios foram clusterizados e divididos em dois grupos, permitindo uma maior homogeneização das variáveis: *Matopiba I* (produção em grande escala, maior complexidade administrativa e extensão territorial) e *Matopiba II* (produção em menor escala, menor complexidade administrativa e extensão territorial). Então, a análise se deu através da aplicação do modelo de Análise Envoltória de Dados (DEA-BCC) orientado à *inputs*. Os dados abordados são referentes ao ano de 2017, provenientes do último Censo Agrícola, da Pesquisa Agrícola Municipal (PAM) e da Relação Anual de Informações Sociais (Rais). Como resultado, as evidências mostram que existem no *Matopiba* municípios que alocam de forma ineficiente seus insumos, gerando desperdícios de recursos. Ao observar os dois grupos, o *Matopiba II* apontou a grande maioria dos municípios que alocam mal seus insumos, porém os excessos ocorridos no *Matopiba I* são, em média, maiores.

**Palavras-chave:** *Matopiba*. Lavouras Temporárias. Eficiência Técnica. DEA. Folgas Complementares.

# Abstract

Agricultural activity in Brazil, with an emphasis on the production of temporary crops, plays a very important role in the GDP. In this context, the new agricultural frontier of *Matopiba* has experienced significant agricultural expansion, attracting substantial investments and the interest of rural producers. This region is composed of 337 municipalities and gets its name from the initials of the states of Maranhão, Tocantins, Piauí, and Bahia. Due to the significant economic importance of *Matopiba*, this study aimed to examine the technical efficiency of temporary crop production in the region, assuming municipalities as production units. The hypothesis is that there are inefficiently allocating production units in terms of their inputs. The municipalities were clustered and divided into two groups to homogenize variables: *Matopiba I* (large-scale production, higher administrative complexity, and territorial extent) and *Matopiba II* (smaller-scale production, lower administrative complexity, and territorial extent). The analysis was conducted using the Data Envelopment Analysis (DEA-BCC) model oriented towards inputs. The data used are from the year 2017 and were sourced from the latest Agricultural Census, Municipal Agricultural Research (PAM), and the Annual Social Information Report (Rais). As a result, the evidence shows that there are municipalities in *Matopiba* that inefficiently allocate their inputs, leading to resource wastage. When observing the two groups, *Matopiba II* had the majority of municipalities with poor input allocation, but the excesses in *Matopiba I* were, on average, greater.

**Keywords:** *Matopiba*. Temporary Crops. Technical Efficiency. DEA. Slack Variables.

# Sumário

	Lista de tabelas . . . . .	10
	Lista de ilustrações . . . . .	11
1	INTRODUÇÃO . . . . .	12
2	REVISÃO DA LITERATURA . . . . .	16
2.1	Evidências internacionais . . . . .	16
2.2	Evidências para o Brasil . . . . .	21
3	METODOLOGIA . . . . .	24
3.1	Análise Envolvória de Dados . . . . .	24
3.2	Dados . . . . .	27
3.2.1	Agrupamento . . . . .	28
3.2.2	Outliers . . . . .	31
4	RESULTADOS . . . . .	34
4.1	Municípios do <i>Matopiba I</i> . . . . .	34
4.2	Municípios do <i>Matopiba II</i> . . . . .	37
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	44
	REFERÊNCIAS . . . . .	46
	APÊNDICES . . . . .	50
	APÊNDICE A – TABELAS E GRÁFICOS . . . . .	51
A.1	Dados gerais . . . . .	51
A.2	<i>Matopiba I</i> . . . . .	55
A.3	<i>Matopiba II</i> . . . . .	59
	ANEXOS . . . . .	71
	ANEXO A – DOCUMENTOS E MAPAS . . . . .	72

# Lista de tabelas

Tabela 1 – Descrição das variáveis selecionadas para o modelo empírico . . . . .	28
Tabela 2 – Estatísticas descritivas das variáveis usadas na clusterização . . . . .	30
Tabela 3 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : estatísticas descritivas da amostra . . . . .	34
Tabela 4 – Municípios ineficientes do grupo <i>Matopiba I</i> e unidades de referência: escore de eficiência técnica e alocação de insumos . . . . .	35
Tabela 5 – Municípios ineficientes do grupo <i>Matopiba I</i> : valor da produção e folgas complementares em insumos . . . . .	36
Tabela 6 – Municípios ineficientes do grupo <i>Matopiba I</i> : valor da produção e metas para insumos . . . . .	37
Tabela 7 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : estatísticas descritivas da amostra . . . . .	38
Tabela 8 – Distribuição dos municípios do <i>Matopiba II</i> : segundo o escore de efici- ência técnica . . . . .	39
Tabela 9 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : médias para valor de produção, folgas complementares e metas . . . . .	39
Tabela 10 – Municípios ineficientes do grupo <i>Matopiba II</i> e unidades de referência: escore de eficiência técnica e alocação de insumos . . . . .	41
Tabela 11 – Municípios ineficientes do grupo <i>Matopiba II</i> : valor da produção e folgas complementares em insumos . . . . .	42
Tabela 12 – Municípios ineficientes do grupo <i>Matopiba II</i> : valor da produção e metas para insumos . . . . .	42
Tabela 13 – Estatísticas Descritivas da Amostra - sem remoção de dados aberrantes	51
Tabela 14 – Estatísticas descritivas do <i>Matopiba I</i> - sem remoção de dados aberrantes	55
Tabela 15 – Escore de eficiência dos municípios do <i>Matopiba I</i> . . . . .	58
Tabela 16 – Estatísticas descritivas do <i>Matopiba II</i> - sem remoção de dados aberrantes	59
Tabela 17 – Escore de eficiência dos municípios do <i>Matopiba II</i> . . . . .	62

# Lista de ilustrações

Figura 1 – Grupos identificados no algoritmo <i>K-means</i> . . . . .	30
Figura 2 – Municípios do <i>Matopiba</i> : histograma do valor da produção agrícola . . .	51
Figura 3 – Municípios do <i>Matopiba</i> : histograma de vínculos empregatícios . . . . .	52
Figura 4 – Municípios do <i>Matopiba</i> : histograma da area plantada . . . . .	52
Figura 5 – Municípios do <i>Matopiba</i> : histograma da area irrigada . . . . .	53
Figura 6 – Municípios do <i>Matopiba</i> : histograma de maquinário . . . . .	53
Figura 7 – Municípios do <i>Matopiba</i> : histograma de adubação . . . . .	54
Figura 8 – Correlação entre variáveis usadas no modelo DEA . . . . .	54
Figura 9 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : histograma do valor da produção agrícola . . .	55
Figura 10 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : histograma de vínculos empregatícios . . . . .	56
Figura 11 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : histograma da área plantada . . . . .	56
Figura 12 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : histograma de adubação . . . . .	57
Figura 13 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : histograma de maquinário . . . . .	57
Figura 14 – Municípios do <i>Matopiba I</i> : histograma da area irrigada . . . . .	58
Figura 15 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : histograma do valor da produção agrícola . . .	59
Figura 16 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : histograma de vínculos empregatícios . . . . .	60
Figura 17 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : histograma da área plantada . . . . .	60
Figura 18 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : histograma de adubação . . . . .	61
Figura 19 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : histograma de maquinário . . . . .	61
Figura 20 – Municípios do <i>Matopiba II</i> : histograma da area irrigada . . . . .	62
Figura 21 – Diário Oficial da União, nº 217, do dia 13 de novembro de 2015 . . . . .	72
Figura 22 – Delimitação geográfica do <i>Matopiba</i> . . . . .	73
Figura 23 – Delimitação geográfica do <i>Matopiba</i> : estados . . . . .	73
Figura 24 – Delimitação geográfica do <i>Matopiba</i> : municípios . . . . .	74
Figura 25 – Delimitação geográfica do <i>Matopiba</i> : biomas . . . . .	74

# 1 Introdução

A produção agrícola é essencial para a alimentação da população e o fornecimento de matérias-primas para diversas indústrias. No mundo, a economia agrícola destaca-se pela sua contribuição ao crescimento econômico. Segundo o Banco Mundial (2023)<sup>1</sup>, a economia agrícola é responsável por 4% do Produto Interno Bruto (PIB) global, chegando a corresponder mais de um quarto de toda a riqueza gerada por alguns países menos desenvolvidos, como Etiópia, Libéria, Quênia e entre outros. Também cabe destacar o potencial impacto do setor agrícola para sistemas alimentares saudáveis, sustentáveis e inclusivos. A agricultura exerce grande impacto na redução da pobreza em todos os tipos de países, sendo o crescimento do PIB originado no setor pelo menos duas vezes mais eficaz na redução da pobreza do que o crescimento do PIB originado fora da agricultura (BYERLEE et al., 2008).

O Brasil é um dos países que tem grande parcela do seu PIB composta por atividades agrícolas, sendo estas altamente competitivas e geradoras de desenvolvimento. Segundo o VII Plano Diretor 2020-2030<sup>2</sup> da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa), 21% do PIB nacional corresponde à agricultura, que também é responsável por um quinto de todos os empregos do país. A relevância desse setor também pode ser notada por sua grande participação na pauta exportadora. Onde os dados de Comércio Exterior do Ministério do Desenvolvimento, Indústria, Comércio e Serviços (MDICS) mostram que um quinto de todos os bens exportados em 2022 foram provenientes da agricultura, com destaque para produtos de lavoura temporárias – responsáveis por mais de 84% dos bens agrícolas.

As lavouras temporárias são cultivos agrícolas que têm um ciclo de vida relativamente curto, sendo semeadas, cultivadas e colhidas em um período determinado, geralmente dentro de um ano; diferenciando-se das lavouras permanentes que têm uma vida útil mais longa e não precisam ser replantadas a cada ciclo. Alguns exemplos comuns de culturas temporárias no Brasil são a soja, o milho, o algodão e o trigo, que apresentaram, respectivamente, uma porcentagem de 14%, 3,4%, 1,1% e 0,29% nas exportações brasileiras em 2022.

Segundo os dados de 2021 da Pesquisa Agrícola Municipal do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (PAM-IBGE), destacaram-se individualmente, por valor em reais da produção de lavouras temporárias, os estados do Mato Grosso do Sul, com 151,36 bilhões; Rio Grande do Sul, com 86,79 bilhões; Paraná, com 80,33 bilhões; São Paulo, com 64,66 bilhões; e Goiás, com 61,95 bilhões. Já os municípios que integram o Cerrado dos

<sup>1</sup> <https://www.worldbank.org/en/topic/agriculture/overview>

<sup>2</sup> <https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/217274/1/VII-PDE-2020.pdf>

estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, produziram cerca de 58,87 bilhões de reais no mesmo ano.

Devido à importância agrícola da região supracitada, em 2015, o Ministério da Agricultura sancionou o Plano de Desenvolvimento Agropecuário do *Matopiba* (PDA – *Matopiba*), definindo os 337 municípios<sup>3</sup> que formam a região do *Matopiba*, sendo 135 do Maranhão, 139 do Tocantins, 33 do Piauí e 30 da Bahia. O nome da região é um acrônimo das iniciais destes estados fronteiriços.

De acordo com Pereira, Porcionato e Castro (2018), *Matopiba* vem apresentando grande expansão agrícola, em grande parte devido às boas condições edafoclimáticas<sup>4</sup>, com destaque para a produção de culturas baseadas em lavouras temporárias, como soja, milho e algodão. Essas últimas responderam por um crescimento de 239% entre os anos 2000 e 2014 na quantidade produzida de grãos. O cultivo de lavouras temporárias é predominando na região, onde o valor de R\$ 58,87 bilhões produzidos em 2021 faz frente à apenas R\$ 1,1 bilhão produzidos em lavouras permanentes no mesmo ano (PAM-IBGE). Assim, essa região se destaca como foco de investimentos e interesses de produtores rurais, mas também requer cuidados para garantir a sustentabilidade e a preservação do meio ambiente.

A produtividade do setor agrícola está relacionada a várias transformações que ocorrem na sociedade ou no meio ambiente, sejam mudanças tecnológicas, culturais e climáticas. Por conta desses fatores, várias *commodities* agrícolas estão sujeitas a incertezas econômicas que geram oscilações nos seus preços. Assim, o agronegócio, que está em constante competição pelos recursos escassos da sociedade e com a produção distribuída em função do clima, solos, tradições e outros fatores, tem a necessidade de se planejar com meses ou até anos de antecedência à entrega dos produtos (MARQUES, 2001).

Deste modo, torna-se cada vez mais importante a análise de eficiência dos produtores agrícolas. Para Gomes, Mangabeira e Mello (2005), analisar a eficiência da produção tem retornos estratégicos, de planejamento e de subsídio a tomada de decisões, possibilitando a comparação entre produtores, a avaliação do desempenho de diferentes configurações de fatores e a tomada de decisões baseadas em evidências. A observância da eficiência produtiva é realizada por meio de comparações entre os valores reais e os valores potenciais de seus recursos (entradas) e produtos (saídas); podendo ser feita, de modo geral, pela razão entre a produção real e a produção máxima possível, considerando os recursos disponíveis, ou pela razão entre a quantidade mínima necessárias de insumos e a quantidade destes realmente empregada, levando em conta a quantidade de produtos efetivamente gerados.

No âmbito da análise de eficiência, a Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment*

<sup>3</sup> A lista de municípios se encontra no Diário Oficial da União, nº 217, do dia 13 de novembro de 2015 – Figura 21.

<sup>4</sup> Fatores ambientais definidos por solo e clima. Referidos como os mais importantes não só para o desenvolvimento das culturas, como também para a definição de sistemas de produção.

*Analysis* – DEA) é um método capaz de medir a eficiência relativa de unidades produtoras e comumente aplicado a diversos setores (GOMES, 2008). Segundo Sousa e Souza (2014), é também um método não-paramétrico que possui como vantagem sobre outros modelos a capacidade de operar com conjuntos de variáveis de naturezas distintas. Especificamente na agricultura, essa é uma ferramenta útil para identificar práticas agrícolas eficientes, promover a sustentabilidade, buscar melhorias nos processos de produção, subsidiar políticas públicas e auxiliar produtores a otimizarem o uso de recursos e aprimorarem seus resultados.

O uso do modelo DEA para estudos de produtividade agrícola está bem documentado na literatura especializada, sobretudo, para análise de eficiência ou ineficiência de unidades produtoras, a exemplo dos trabalhos de Iráizoz, Rapún e Zabaleta (2003), Paul et al. (2004), Picazo-Tadeo e Reig-Martinez (2007), Ma e Feng (2013), Atici e Podinovski (2015), Toma et al. (2017), Nandy e Singh (2020), Mattei, Cattelan e Staduto (2022) e Silva, Justo e Cavalcante (2022). Outro propósito bastante comum é a verificação de impactos de reformas ou políticas públicas na eficiência da produção agrícolas, seja uma eficiência relacionada a fatores financeiros, energéticos ou ambientais, dentre os quais se destacam os artigos de Amores e Contreras (2009), Vlontzos, Niavis e Manos (2014), Gong (2020) e Santos, Braga e Mohamed (2022).

Considerando que a atividade agrícola envolve uma série de incertezas e variáveis não controladas, é necessário ter o máximo de informação possível acerca de fatores que estão passíveis de um certo controle, se destacando os insumos da produção. Portanto, este trabalho tem como proposta obter uma visão mais ampla da produção de lavouras temporárias na fronteira de expansão agrícola do *Matopiba*, ao abordar os municípios como unidades produtoras, e assim identificar as alocações de insumos ineficientes e, posteriormente, apontar o conjunto ideal de insumos com base numa fronteira de *benchmarks*. Outra importante contribuição se encontra na esfera da discussão literária, ao originar material relacionado a eficiência técnica<sup>5</sup> das unidades produtoras de culturas temporárias na região.

Parte-se da hipótese de que existem unidades produtoras que realizam má alocação de insumos necessários a produção. A identificação de tais unidades e análise de alocação de insumos pode fornecer uma compreensão mais exata de como melhorar a produção da região, beneficiando agricultores (planejamento de safras, finanças e contratos), credores (melhorando modelos de concessão de crédito e reduzindo riscos) e órgãos governamentais (fornecendo informações necessárias a elaboração de políticas públicas).

Para cumprir o objetivo destacado foram utilizados dados do ano de 2017 do Censo Agrícola, da Pesquisa Agrícola Municipal (PAM) e da Relação Anual de Informações Sociais (Rais), sendo as duas primeiras bases de dados do Instituto Brasileiro de Geografia

<sup>5</sup> A eficiência técnica é relativo ao processo produtivo que ocorre na fronteira tecnológica disponível.

e Estatística (IBGE) e a última do Ministério do Trabalho e Emprego (MTE). Ademais, empregou-se a metodologia DEA com retornos variáveis para o valor da produção agrícola e orientação para uso de insumos, como vínculos empregatícios, área plantada, a área irrigada, uso de máquinas e adubo. Os resultados constataram a existência de unidades produtoras que alocam de forma ineficientes os insumos empregados em suas produções, como maior ocorrência para unidades que operam em menor escala. Sendo água (irrigação) e terra (área plantada) os recursos mais desperdiçados.

Afora esta introdução, a dissertação está organizada em mais quatro capítulos: o capítulo 2 trata da revisão da literatura, etapa essencial para a sustentação teórica da pesquisa, contendo uma apresentação ampla das discussões que têm como tema central a eficiência da produção agrícola; o capítulo 3 detalha a metodologia e tratamento de dados; o quarto capítulo relata os resultados da pesquisa e o quinto capítulo é dedicado às considerações finais.

## 2 Revisão da Literatura

Muitas pesquisas na área de economia agrícola investigam efeitos que diversos fatores podem gerar na produtividade do setor, assim como, possíveis rebatimentos em áreas sociais, energéticas e ambientais. Contudo, estudos sobre eficiência são bastante documentados, seja para entender melhor como funciona a produção de determinada cultura em determinada região; para verificar processos de convergência ou evolução de um determinada área; para subsidiar políticas públicas ou planejamento de gestores; ou ainda para analisar o impacto de políticas voltadas a melhoria do desempenho do produtor ou diminuir impactos ambientais, por exemplo. Deste modo, o interesse de pesquisa é traduzido em uma ampla literatura, internacional e nacional. Neste capítulo, faz-se um resumo da literatura especializada com o foco na aplicação de métodos quantitativos para análise de eficiência técnica.

### 2.1 Evidências internacionais

O trabalho de Iráizoz, Rapún e Zabaleta (2003) comparou dois métodos de estimativa, um paramétrico e outro não paramétrico, a fim de analisar a eficiência técnica de uma amostra de fazendas espanholas produtoras de tomates e aspargos. Sendo estes métodos a Análise Paramétrica de Fronteira Estocástica e a DEA, onde empregou-se os dados de 1994 do Departamento de Agricultura, Pecuária e Alimentação do Governo de Navarra — vendas e produção bruta, número de horas trabalhadas, área agrícola utilizada, inventário médio anual de máquinas e edifícios e custos de cultivo.

No estudo destacado, os autores têm três objetivos: primeiro, avaliar os resultados do setor hortícola estimando a eficiência técnica da produção de tomates e aspargos nas áreas centro e sul de Navarra; segundo, comparar os resultados obtidos por diferentes métodos de estimativa de eficiência técnica; e finalmente, o estudo tenta explorar as relações entre a medida de eficiência técnica e outras variáveis relevantes, como tamanho, combinações de insumos e medidas tradicionais de desempenho agrícola. Os principais resultados mostraram que, em relação à função de produção, os dois insumos mais importantes no setor hortícola espanhol foram a terra e a mão-de-obra; considerando os métodos utilizados, foram achadas fortes semelhanças entre as duas estimativas para a eficiência técnica das fazendas espanholas; para a análise de eficiência, revelou-se uma grande diferença de eficiência entre as fazendas, sendo relativamente ineficientes, com potencial de redução de insumos ou aumento de produção na ordem de 20% na produção de tomate e pouco mais de 10% na produção de aspargos.

Abordando o tema da eficiência da produção no contexto da agricultura familiar, os

autores Paul et al. (2004), preocupados com a transformação estrutural da agricultura nos Estados Unidos (EUA) e seus impactos sobre o futuro da agricultura familiar no final do século 20 e início do 21, examinaram o desempenho econômico das fazendas com o intuito de investigar o potencial de fazendas menores em relação a competição com entidades maiores e também suas capacidades de sobreviver num ambiente de rápida transformação. Os autores usaram modelos de fronteira estocásticas e DEA para medir e avaliar os fatores subjacentes às economias de escala e eficiência das fazendas do cinturão do milho para os anos 1996 a 2001.

Os dados empregados no trabalho em destaque foram do Departamento de Agricultura dos EUA (USDA), de fazendas dos estados do *Heartland* e *Northern Crescent* — em que o milho é um componente importante da produção agrícola —, onde as variáveis de saída são a renda do milho, soja, outras culturas, pecuária e renda extra agrícola, e as entrada são terra, mão de obra, capital, energia, fertilizante, ração, semente, outros materiais de cultivo e específicos de animais e despesas operacionais. Como resultados, os autores apontaram que as fazendas familiares eram tecnicamente ineficientes e em escala, e então concluíram que o potencial para a exploração de economias de escala e escopo significativas e alguma maior eficiência técnica pareciam incentivar o aumento do tamanho das fazendas e a diminuição da competitividade das pequenas fazendas familiares.

Ao tratar as preocupações ambientais no meio agrícola, Picazo-Tadeo e Reig-Martinez (2007) usaram técnicas DEA para avaliar o impacto no desempenho das fazendas de duas regulamentações destinadas a reduzir o consumo de nitrogênio inorgânico na citricultura espanhola. Os autores compararam os ganhos máximos de curto prazo das fazendas em cenários não regulamentados e regulamentados, onde um índice de custo regulado foi calculado — as normas que tiveram seus impactos examinados foram as taxas sobre nitrogênio comprado e as licenças de uso de nitrogênio para fazendas. Para este estudo aplicou-se dados oriundos do Levantamento Sobre o Uso de Insumos nas Fazendas reunido em 1997 pelo Ministério da Agricultura, Pesca e Alimentação da Espanha, onde as variáveis selecionadas para a pesquisa foram: quilogramas de frutas cítricas, como saída; terra cultivada, mão de obra própria e assalariada, capital, nitrogênio, fósforo, potássio e pesticidas, como entradas.

Como conclusão, primeiramente, Picazo-Tadeo e Reig-Martinez (2007) mostraram que o excesso de consumo de nitrogênio na citricultura espanhola é, basicamente, uma questão de ineficiência das fazendas, e então os autores apontam que reduzir as taxas de fertilização com nitrogênio constitui uma estratégia ganha-ganha que permite que as fazendas aumentem os lucros e, ao mesmo tempo, reduzam os danos ambientais. Quanto à aplicação de regulamentações, os autores ressaltam que as autoridades reguladoras devem estar cientes de que os limites quantitativos exercem um impacto menor nos lucros das fazendas do que os impostos.

Com o foco mais voltado a políticas públicas que visam melhorar a qualidade da

produção e os valores ambientais e sociais da agricultura, Amores e Contreras (2009) estudaram a eficiência agrícola de 3.000 fazendas do setor oleícola da Andaluzia (Espanha) com o objetivo de propor um sistema de alocação de subsídios que leva em consideração os critérios da Agenda 2000<sup>6</sup>. Os critérios da Agenda 2000 sugeriam que os subsídios agrícolas desempenhavam o papel de melhorar a qualidade da produção e os valores ambientais e sociais da agricultura, porém a União Europeia (UE) não estabelecia objetivamente os critérios a serem utilizados ou como deveriam ser medidos.

Para avaliar as fazendas, Amores e Contreras (2009) dividiram as unidades em dois grupos com características mais próximas e aplicaram um modelo DEA para verificar a eficácia diferencial das tipologias, tamanhos e localizações destas na Andaluzia. Sendo o modelo calibrado, para saída, com produção, empregos gerados e qualidade do óleo; para entrada, com terra, número de oliveiras produtivas, área irrigada, chuvas nas fazendas e despesas totais. Ao fim, a decomposição da eficiência geral mostrou que a eficiência das fazendas – aquilo que, segundo os autores, a fazenda pode/deve controlar – pode ser subestimada por uma medição geral que considere todas as fazendas. O estudo apontou que diferentes tipologias limitam a eficiência das fazendas, portanto, a atribuição de subsídios deve considerar as distintas tipologias e estabelecer condições de eficiência nos termos da Agenda 2000, o que favoreceria um melhor alcance dos objetivos propostos na Agenda.

Abordando especificamente eficiência e ineficiência da produtividade agrícola, sendo esta última como má alocação de recursos, Ma e Feng (2013) revisaram a evolução da produtividade agrícola chinesa no contexto da abertura econômica (1994 a 2008), medindo o impacto dessa abertura na produtividade agrícola, decompondo-a em progresso técnico e ganho de eficiência, com o objetivo de saber se a então estagnação da produtividade agrícola do país teria um fim. Também usaram um conjunto de dados de painel de 31 províncias chinesas, aplicaram o método DEA e calcularam os índices de produtividade de *Malmquist* orientados para a produção e sua decomposição no setor agrícola chinês no período de 1994 a 2008. A variável de produção utilizada foi o valor bruto normalizado da produção agrícola (silvicultura, pecuária e pesca), e foram cinco os insumos: mão de obra, terra, maquinário, fertilizantes e animais de tração.

Como resultado, os autores supracitados observaram uma queda nos níveis de eficiência agrícola da China. Porém, apontaram que o nível de eficiência agrícola de “equilíbrio” da China cresceu nos últimos anos da análise, passando a exceder o nível de eficiência real, evidenciando que o declínio da eficiência agrícola chinesa terminaria logo. Os autores também apontaram que a abertura da China ao comércio poderia então acelerar a convergência da eficiência agrícola.

Tratando o tema da eficiência energética e ambiental no setor primário, Vlontzos, Niavis e Manos (2014) analisaram os efeitos da Política Agrícola Comum (PAC) na

<sup>6</sup> A Agenda 2000 é um documento estratégico, adotado pela Comissão Europeia em 15 de julho de 1997, que apresenta um projeto europeu para o ano 2000

eficiência energética e ambiental dos estados membros da União Europeia, especialmente após a implementação da Agenda 2000. A avaliação é baseada num modelo DEA não radial que permite ajustes não proporcionais às entradas e saídas indesejáveis de energia, para o período de 2001-2008, com o objetivo de fornecer uma medida de sustentabilidade integrada com capacidade de retratar a eficiência ambiental e energética em um nível desagregado. Para a formulação de políticas, buscaram apresentar um ponto de partida para a avaliação da sustentabilidade dos setores agrícolas nacionais da UE e utilizaram uma amostra de 25 países e dividiram a produção dos setores agrícolas nacionais em “desejadas” e “não desejadas”, e os insumos em “energéticos” e “não energéticos”, visando uma medida unificada de eficiência.

Os achados de Vlontzos, Niavis e Manos (2014) indicaram uma variação considerável dos escores de eficiência entre os países, tanto para a eficiência energética quanto para a eficiência ambiental. Os autores apontam ainda que, embora a PAC seja implementada por todos os países da UE a muitos anos, as variações das pontuações de eficiência foram bastante grandes, significando que outros parâmetros moldaram a demanda por energia e o conjunto de insumos essenciais para a produção.

Já Atici e Podinovski (2015) estudaram a eficiência técnica de fazendas turcas produtoras de trigo. Usando o método DEA ajustado por Podinovski (2004), os primeiros autores relacionaram a produção de diferentes produtos com o produto principal, especificando os *trade-offs* (tecnológicos) de produção entre eles, na forma de limites inferior e superior, sendo o trigo o produto principal neste estudo. Assim, os *trade-offs* são estimativas do uso dos recursos necessários para a produção de culturas especializadas em relação à produção de trigo.

Os dados do estudo em foco foram obtidos da *Farm Accountancy Data Network* (FADN) mantida pelo Ministério da Agricultura da Turquia, sendo trabalhadas informações coletadas em 2009, provenientes de 213 fazendas, onde as unidades têm como saída a produção de trigo e mais algumas outras culturas de 36 diferentes que se encontram na região de interesse; e compondo os insumos do modelo estão: terra, mão de obra, custos de produção agrícola e despesas de capital. Assim, a aplicação na agricultura turca mostrou que o uso da metodologia sugerida resultou em boa discriminação de eficiência entre as fazendas. Os autores também apontaram que o uso de *trade-offs* de produção melhoraram de forma muito significativa os resultados de eficiência na maioria das regiões estudadas.

Também com o propósito de examinar a eficiência agrícola dos países europeus, Toma et al. (2017) aplicaram uma abordagem *Bootstrap-DEA*<sup>7</sup> com foco na integração entre produtividade agrícola e conservação de serviços ecossistêmicos. A pesquisa usou dados coletados de 1993 a 2013, relativos a cinco insumos: mão de obra, terra, capital,

<sup>7</sup> Abordagem que cria um conjunto de dados pseudo-replicado para testar a confiabilidade do conjunto de dados original, baseando-se em (SIMAR; WILSON, 1998), (SIMAR; WILSON, 2000a) e (SIMAR; WILSON, 2000b).

fertilizantes e área irrigada; e um produto, sendo este o valor econômico da produção agrícola. Os resultados mostraram que a maioria dos países da UE apresentaram aumento ou rendimentos decrescentes de escala, destacando o então potencial para aumentar a eficiência da produção, modificando o uso de insumos.

O estudo de Nandy e Singh (2020) utilizou a metodologia DEA em combinação com Aprendizado de Máquina, sendo *Random Forest* (RF) a abordagem escolhida. Foram empregados dados de uma pesquisa domiciliar com 450 produtores de arroz da região leste de Índia, durante o período de 2016 a 2018. Os insumos usados na estimativa de eficiência com DEA foram o trabalho humano, maquinaria, fertilizante químico, irrigação, tamanho da terra e aluguel da terra, enquanto o valor da produção foi definido como a variável de saída; para a segunda etapa das análises de RF e regressão logística, as variáveis foram informações sobre idade, qualificação educacional, posse de gado, disponibilidade de empréstimos bancários, pertencimento a algum grupo, custo de transporte, conhecimento do mercado, posse de terra, posse do Cartão de Crédito Kisan (KCC) e experiência na agricultura.

Os achados de Nandy e Singh (2020) sugerem que a posse de terra, o KCC e o nível educacional foram as variáveis mais cruciais que afetaram o desempenho dos produtores de arroz. Assim, os autores defendem que novas ações políticas podem ser desenvolvidas para auxiliar os pequenos agricultores, e também apontam que futuros pesquisadores também podem usar essas técnicas para prever o impacto de importantes variáveis ambientais no desempenho agrícola.

Também com o objetivo de investigar o progresso e as perspectivas de crescimento da produtividade agrícola na China desde a reforma rural, Gong (2020) utilizou um método de média de quatro modelos de fronteira estocástica, o estimador de efeitos fixos ou efeitos aleatórios (SCHMIDT; SICKLES, 1984), o estimador de fronteira de componentes de erro (BATTESE; COELLI, 1992), o estimador de Cornwell-Schmidt-Foices (CORNWELL; SCHMIDT; SICKLES, 1990) e o estimador Kneip-Sickles-Song (KNEIP; SICKLES; SONG, 2012). O autor utilizou dados de produção e insumos agrícolas das 31 províncias na China continental para o período de 1978 a 2015, coletados do Anuário Estatístico da China. Sendo o objetivo da pesquisa solucionar três questionamentos: “Houve convergência agrícola na China durante as quatro décadas de reforma?”; “Se não, quais são as razões para essa falta de convergência?”; e “Como esse objetivo pode ser alcançado no futuro?”.

Os resultados de Gong (2020) indicaram que a convergência não foi alcançada na China devido aos baixos níveis de irrigação e educação na China Central e na China Ocidental em comparação a China Oriental; porém, para o autor, a convergência ainda é alcançável no futuro, uma vez que a pesquisa encontrou evidências de convergência condicional. Assim, para alcançar a convergência, o sistema de pesquisa agrícola e o sistema de extensão em cada província precisariam fazer um trabalho melhor na disseminação e difusão de tecnologia, além de contarem com o a colaboração entre áreas líderes e áreas

menos desenvolvidas.

## 2.2 Evidências para o Brasil

Os principais estudos selecionados na literatura nacional são baseados em uma revisão de Gomes (2008) e outros trabalhos recentes: (MATTEI; CATTELAN; STADUTO, 2022), (SANTOS; BRAGA; MOHAMED, 2022) e (SILVA; JUSTO; CAVALCANTE, 2022).

Na revisão de Gomes (2008) foram analisados 158 artigos, internacionais e nacionais, como foco o uso do DEA na área agrícola. A revisão indica que os temas mais frequentes são “agricultura”, seguido de “agropecuária” e “pecuária de leite”, sendo o tema “agropecuária” mais ligado aos casos que avaliam a eficiência de localizações geográficas e avaliação de produtores rurais ou estabelecimentos. Outro ponto analisado diz respeito aos modelos DEA usados, informando que a maioria dos artigos se concentraram nos modelos DEA clássicos (CCR e BCC)<sup>8</sup>, sendo muito comum a comparação de resultados com os de outros métodos, Análise de Fronteira Estocástica (SFA) e Produtividade Total dos Fatores (TFP). Como conclusão, a autora reitera a potencialidade da aplicação do DEA na área agrícola, seja na avaliação de desempenho de agricultores/fazendas, cooperativas, centros de pesquisa agropecuária ou de regiões geográficas. Também chama a atenção à carência de publicações brasileiras em periódicos de circulação internacional.

Mattei, Cattelan e Staduto (2022) utilizaram o DEA calibrado com os dados do Censo Agropecuário Brasileiro de 2017 com objetivo de mensurar a eficiência técnica da agropecuária dos municípios do estado do Paraná. Neste trabalho, as unidades tomadoras de decisões foram fazendas representativas dos municípios e as variáveis usadas: o valor da produção, único *output*; e como *inputs*, foram considerados a área das fazendas, ponderações para força de trabalho (homens, mulheres e menores), despesas das fazendas e o número de equipamentos existentes nos estabelecimentos. Assim, para cada classe de área, os autores estimaram um modelo de eficiência comparando cada fazenda representativa dos municípios com outras fazendas representativas de outros municípios com a mesma classe de área. Após as análises, os autores encontraram, para todas as classes de área, fazendas eficientes e ineficientes e muitas com escore de eficiência abaixo da média. A pesquisa também revelou que as fazendas paranaenses têm potencial para reduzir os insumos empregados e permanecer com a mesma produção.

Preocupados com o desempenho de empresas do setor agropecuário brasileiro que recebem crédito público, Santos, Braga e Mohamed (2022) analisaram o financiamento do Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) no setor, para o período de 2012 a 2015, utilizando dados de relatórios administrativos da instituição. O artigo

<sup>8</sup> Formulações clássicas do método DEA: CCR (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978), abordagem de retornos constantes à escala que representa a eficiência total; BCC (BANKER; CHARNES; COOPER, 1984), abordagem com variação de escala que representa a eficiência técnica pura.

adotou a técnica DEA com o cálculo do Índice de *Malmquist*, a partir de uma amostra de 14 empresas do setor agropecuário, com o propósito de apurar se as empresas que receberam mais crédito são aquelas com o melhor desempenho produtivo. Assim, analisando como foi o comportamento da produtividade total dos fatores (PTF) de algumas empresas do setor agropecuário brasileiro, os autores constataram que as empresas que receberam mais crédito não foram, necessariamente, as que tiveram o melhor desempenho produtivo, e apontaram que, na média, apenas 4 das 14 empresas apresentaram variações positivas de produtividade. Também mostraram que o valor financiado pelo BNDES não foi suficiente para melhorar a eficiência técnica das unidades estudadas, porém, ressaltaram que este valor pode ter tido impacto positivo do ponto de vista tecnológico.

Adotando a recente classificação do IBGE (2017), Silva, Justo e Cavalcante (2022) focaram nas 35 regiões intermediárias do Nordeste brasileiro a fim de identificar os determinantes da eficiência de estabelecimentos agropecuários. Com este intuito, os autores utilizaram um modelo em dois estágios: o método DEA com orientação a insumos e o modelo *Tobit* normal truncado, onde ambos foram calibrados com dados do Censo Agropecuário de 2017. Também foi utilizado o método *Jackstrap* para exclusão das observações discrepantes e, em seguida, estimados os escores de eficiência técnica e de escala por meio do DEA, além de identificar os *benchmarks* que poderiam ser seguidos pelas regiões intermediárias menos eficientes.

O estudo em destaque usou método *Tobit* para identificar os determinantes da eficiência de escala nas 35 regiões intermediárias do Nordeste. Os resultados revelaram que uma parcela majoritária das regiões intermediárias foram plenamente eficientes, tanto do ponto de vista técnico como de escala. Ademais, algumas variáveis como adubação, irrigação, acesso ao financiamento e a escolaridade de ensino médio regular elevam a eficiência, enquanto fatores como área total dos estabelecimentos, assistência técnica, rotação de cultura e plantio em curva de nível, impactam negativamente a eficiência do setor.

Após verificar a literatura especializada, percebe-se que estudos sobre eficiência técnica na produção agrícola é um tema bastante discutido, principalmente no âmbito internacional, porém é notório que ainda existe espaço para contribuições acadêmicas no âmbito nacional, sobretudo, para análises econômicas focadas em regiões específicas. A fronteira de expansão agrícola do *Matopiba* é um exemplo de região que apresenta uma carência de estudos empíricos, apesar de ter sido responsável por, aproximadamente, 8% da produção brasileira de lavouras temporárias, segundo dados da PAM-IBGE (2021). Ressalta-se que nessa revisão não foram encontradas contribuições nacionais em periódicos de grande relevância em que a eficiência da produção foi tema central de pesquisa.

Freitas (2022) realizou um mapeamento das principais culturas produzidas no *Matopiba*. O autor destacou que a região apresenta grande potencial de crescimento, principalmente, para produção de algodão e soja, ambas culturas de lavoura temporária.

Ademais, além de registrar uma produção agrícola de larga escala, o *Matopiba* apresenta outros fatores importantes que impactam na conjuntura socioeconômica da região, como questões sociais e ambientais<sup>9</sup>. Para Pereira, Porcionato e Castro (2018), os ganhos alcançados ao longo dos anos na região trouxeram um crescimento desigual, sendo a concentração de renda um ponto crucial a ser debatido, pois a produção de *commodities* é considerada capital-intensiva e concentra-se em poucas mãos.

Na literatura nacional, observa-se que o tema de conflito por terras é recorrente de teses de doutorado, com em (JESUS; CALAÇA, 2020) e (FREITAS; VASCONCELLOS, 2022). Na questão ambiental, *Matopiba* é uma região bastante biodiversa, com o Cerrado e bioma predominante que representa o equivalente a 91% de sua área, sendo os demais o bioma Amazônia (7,3% da área) e Caatinga (1,7% da área). Em termos de recursos hídricos, é composta por três bacias hidrográficas, sendo elas a Bacia do Rio Tocantins (ocupando 43% da área), Bacia do Atlântico – Trecho Norte/Nordeste (40% da área) e a Bacia do Rio São Francisco (17% da área). Assim, além de propor uma contribuição à literatura nacional através de uma análise de eficiência técnica da produção agrícola focada no *Matopiba*, este estudo tem a intenção de investigar se os recursos necessários para a produção são utilizados de forma racional pelas unidades tomadoras de decisões.

Nesse contexto, este trabalho utiliza o método DEA e foca na produção de lavouras temporárias na fronteira de expansão agrícola do *Matopiba*, como, por exemplo, as culturas de soja, milho e algodão, com a ótica da análise voltada aos insumos necessários a produção. Parte-se da hipótese de que existem unidades produtoras que alocam de forma ineficiente seus recursos, podendo assim gerar prejuízos econômicos para os próprios produtores e maior desgaste para o meio ambiente. Ademais, podem gerar desperdícios de recursos que são pontos centrais em disputas na região, a exemplo da água e da terra, que são dois dos recursos de grande interesse em discussões sociais e ambientais. Portanto, este estudo procura contribuir para o melhor entendimento de como funciona o desempenho das unidades produtoras na região, fator crucial para o melhor planejamento produtivo e financeiro dos produtores rurais, para elaboração de políticas públicas, planos de preservação ambiental e gerenciamento de riscos por parte de agências de crédito.

---

<sup>9</sup> Principalmente questões fundiárias, como disputas por terras, e degradações ambientais, como o desmatamento e a contaminação de aquíferos (BLANCO et al., 2021)

## 3 Metodologia

Neste trabalho, parte-se da hipótese de que existem municípios na fronteira de expansão agrícola do *Matopiba* que alocam mal seus recursos na produção e, consequentemente, são ineficientes. Para verificar a ineficiência de unidades de produção existem várias abordagens, sendo fronteiras estocásticas e os modelos não paramétricos – como o DEA – bastante comuns.

A primeira abordagem, pode ser representada por uma função de produção-custo e tem a vantagem de levar em conta discrepâncias estatísticas e fatores exógenos, porém apresenta limitações oriundas da variação significativa das medidas de eficiência de acordo com a forma funcional especificada. Já as abordagens não paramétricas do tipo DEA, caracterizam-se pelo uso de pressupostos fracos sobre a tecnologia de produção, mas se destacam pela capacidade de lidar com variáveis de diferentes naturezas e não exigem uma distinção rígida entre elas, o que é muito útil quando se trata de uma combinação de um conjunto de variáveis – como valor da produção, número de vínculos empregatícios, hectares plantados etc. (AMORES; CONTRERAS, 2009; SOUSA; SOUZA, 2014).

Deste modo, para investigar a hipótese proposta, emprega-se o modelo DEA, não só por ser apto a construir fronteiras de eficiência, mas também por permitir a existência de entradas e saídas de diferentes tipos. Ademais, usam-se informações referentes aos municípios da região do *Matopiba*, provenientes de bases de dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Assim, neste capítulo, aborda-se de forma detalhada o método DEA, os dados e os ajustes nestes realizados.

### 3.1 Análise Envoltória de Dados

Tendo como base o trabalho de Farrell (1957), Charnes, Cooper e Rhodes (1978) desenvolveram a Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis* – DEA), uma técnica baseada em programação matemática não paramétrica, que posteriormente foi incrementada por Banker, Charnes e Cooper (1984) e se tornou uma modelagem de grande importância nos estudos voltados à avaliação de eficiência (GOMES, 2008). Através da generalização do conceito de eficiência, o DEA permite comparar um certo número de unidades tomadoras de decisões (*Decision Making Unit* – DMUs) homogêneas em suas atividades, porém, diferentes em quantidade de insumos alocados (entradas ou *inputs*) e produtos realizados (saídas ou *outputs*).

A generalização da eficiência no DEA é dada por uma razão de saídas e entradas que permite destacar as melhores DMUs, sendo estes destaques então usados para projetar uma fronteira não paramétrica que serve de base para o cálculo da eficiência relativa às demais

unidades, que quanto mais afastadas da fronteira se localizam, menos eficientes são. Neste contexto, a eficiência é medida por um coeficiente otimizado que varia entre 0 e 1, sendo o valor 1 atribuído para aquelas DMUs destaques (eficientes) e valores menores que 1 para as demais DMUs que apresentam algum grau de ineficiência (AMORES; CONTRERAS, 2009; IRÁIZOZ; RAPÚN; ZABALETA, 2003).

Conforme Amores e Contreras (2009) e Gomes (2008), existem duas formulações clássicas do modelo DEA, sendo estas nomeadas com as iniciais dos seus já citados desenvolvedores: o modelo CCR (Charnes, Cooper e Rhodes), assumindo a hipótese de retornos constantes à escala, onde uma variação nos *inputs* impacta proporcionalmente os *outputs*, representando a eficiência total; e a formulação BCC (Banker, Charnes e Cooper), que considera um cenário de produção com variação de escala e sem assumir proporcionalidade na variação de *inputs* e *outputs*, representando a eficiência técnica pura. Em geral, estes modelos também são conhecidos, respectivamente, como CRS (*Constant Returns to Scale*) e VRS (*Variable Returns to Scale*).

Os modelos CCR e BCC podem ser abordados por meio de duas orientações possíveis, insumos (entradas) ou produtos (saídas). Segundo Banker et al. (2004), os modelos DEA podem apresentar resultados diferentes em suas descobertas a depender da orientação utilizada. De acordo com Gomes, Mangabeira e Mello (2005), a abordagem orientada a insumos parte de uma quantidade fixa de produtos e, então, aponta a quantidade mínima de insumos necessária para atingir tal patamar. Já quando o modelo é orientado a produtos, este indica qual deve ser a saída de produtos máxima para um dado conjunto fixo de insumos.

Ainda sobre a definição do modelo DEA, Gomes, Mangabeira e Mello (2005) apresentam a existência de duas formulações equivalentes que apontam as mesmas eficiências. Uma delas é o modelo de Multiplicadores, método que opera com a razão de somas ponderadas de *outputs* e *inputs*, onde a escolha dos pesos é dada de forma mais favorável para cada DMU, salvaguardando determinadas condições<sup>10</sup>. A outra formulação se dá pelo modelo do Envelope, método que define uma região viável de produção e, então, trabalha com uma projeção de cada DMU na fronteira dessa região.

Neste estudo, aplica-se o modelo DEA-BCC (Envelope) em detrimento ao modelo DEA-CCR. Do contrário, seria necessária uma suposição muito forte para assumir a não existência de diferenças de escala entre as unidades selecionadas para a avaliação. Também emprega-se uma orientação a *inputs*, partindo de uma quantidade fixa de produtos e analisando a quantidade mínima necessária de insumos para atingir tal patamar de produção. Assim, uma DMU será eficiente se, na escala que opera, minimizar a alocação de recursos necessários a produção. Tais definições também se justificam por se tratar de

<sup>10</sup> No modelo de Multiplicadores, cada DMU tem o poder de escolher o seu próprio conjunto de pesos, desde que todas as DMUs tenham uma eficiência inferior ou igual a 1 (CHARNES; COOPER; RHODES, 1978).

unidades de produção agrícola, onde, segundo Paul et al. (2004), os produtores têm mais controle de curto prazo sobre o uso dos fatores de produção (*inputs*) que utilizam do que o que efetivamente produzem (*outputs*).

Conforme Gomes, Mangabeira e Mello (2005), o modelo DEA-BCC (Envelope) orientado a insumos pode ser resumido no programa linear (3.1):

$$\min h_0, \text{ s.a } \begin{cases} h_0 x_{i0} - \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k \geq 0, \forall i = 1, \dots, m \\ -y_{j0} + \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k \geq 0, \forall j = 1, \dots, s \\ \sum_{k=1}^n \lambda_k = 1 \\ \lambda_k \geq 0, \forall k = 1, \dots, n, \end{cases} \quad (3.1)$$

Em que cada DMU  $k$  ( $k = 1 \dots n$ ) é uma unidade produtora que aloca  $m$  entradas  $x_{ik}$  ( $i = 1 \dots m$ ) para produzir  $s$  saídas  $y_{jk}$  ( $j = 1 \dots s$ ).

Ainda na Equação (3.1),  $h_0$  representa a eficiência da DMU 0 analisada;  $x_{i0}$  e  $y_{i0}$  apontam as entradas e saídas da DMU 0;  $\lambda_k$  identifica a contribuição de DMU  $k$  na formação do alvo – alocação eficiente a ser alcançada – da DMU 0. As restrições de eficiência apresentadas definem as possíveis combinações de *inputs* e *outputs* que a DMU 0 pode alcançar enquanto permanece dentro de sua capacidade técnica;  $\lambda_k \geq 0$  garante a não negatividade. Assim, o modelo é calculado para cada DMU.

Uma das desvantagens da abordagem tradicional de Farrell (1957) é a possibilidade de uma DMU ter uma pontuação de eficiência de 1, mas ainda ser ineficiente de acordo com Koopmans (1951). Isso significa que a DMU poderia reduzir algumas entradas ou expandir algumas saídas sem afetar a quantidade demandada de outros *inputs* ou a quantidade produzida de outros *outputs*. Esse fenômeno é chamado de falta de indicação na teoria axiomática. Sendo comum em muitos modelos de Análise Envoltória de Dados (BOGETOFT; OTTO, 2015).

Segundo Bogetoft e Otto (2015), este problema é denominado como folga e tem duas soluções possíveis. Uma delas envolve penalizar a folga usando um fator de penalização infinitesimal, que reconhece a folga sem impactar os resultados numéricos de forma significativa. A outra abordagem é resolver o problema dual usando valores estritamente positivos para entradas e saídas. Sendo essas duas soluções equivalentes na linguagem da programação linear.

Para penalizar a folga, podemos considerar a seguinte reformulação da Equação (3.1):

$$\min h_0 - \delta \sum_{i=1}^m z_i^- - \delta \sum_{j=1}^s z_j^+, \text{ s.a. } \begin{cases} h_0 x_{i0} + z_i^- = \sum_{k=1}^n x_{ik} \lambda_k, \forall i = 1, \dots, m \\ y_{j0} - z_j^+ = \sum_{k=1}^n y_{jk} \lambda_k, \forall j = 1, \dots, s \\ \lambda_k \geq 0, \forall k = 1, \dots, n \\ z^- \geq 0, z^+ \geq 0, h_0 \leq 1, \end{cases} \quad (3.2)$$

Na equação (3.2) é introduzido as variáveis de folga de entrada  $z_i^-$  ( $i = 1, \dots, m$ ) que mensura qualquer excesso em  $h_0 x_0$  quando comparado com a unidade de referência. De forma similar,  $z_j^+$  ( $j = 1, \dots, s$ ) representa variáveis de folga de saída que medem qualquer produção excedente na unidade de referência em comparação com a DMU 0. Finalmente, introduz-se  $\delta > 0$  como uma penalização para a folga. Para  $\delta = 0$ , voltamos ao programa original.

Destarte, este trabalho usará a concepção de folgas para então analisar as DMUs que se encontram fora da fronteira de eficiência. O intuito é apontar quais dos insumos dessas unidades apresentam má alocação — através da identificação do excesso gerador de desperdício — e identificar o alvo dos insumos a ser perseguido para tornar a unidade eficiente — sendo então o alvo resultado da subtração da folga no valor dos insumos empregados de forma exagerada pelas unidades ineficientes.

## 3.2 Dados

Como já exposto, o foco deste trabalho é a produção da lavoura temporária tendo como região de interesse a fronteira de expansão agrícola do *Matopiba*, aqui definida como a região viável de produção a ser trabalhada a partir do método DEA. Esta região é composta por 337 municípios, sendo 135 pertencentes ao estado do Maranhão, 139 ao Tocantins, 33 ao Piauí e 30 a Bahia.

Para compor o modelo DEA e caracterizar as entradas e saídas dos municípios, doravante, Unidades Tomadoras de Decisão (DMUs), foram cruzados dados do último Censo Agropecuário do IBGE (2017), da Pesquisa Agrícola Municipal (2017) e da Relação Anual de Informações Sociais (2017). Conforme apresentado no Quadro 1, foram selecionadas as seguintes variáveis: apenas uma saída (*output*), sendo o valor da produção<sup>11</sup> em mil reais; e cinco entradas (*inputs*), total de empregos formais (incluindo vínculos ativos e inativos), área plantada (em hectares), número de hectares irrigados, número de máquinas disponíveis e número de estabelecimentos que realizam adubação<sup>12</sup>.

<sup>11</sup> Em detrimento a outras medidas, o valor da produção foi escolhido por melhor mensurar a produção conjunta de distintas culturas que são temporárias.

<sup>12</sup> Cabe ressaltar que as bases de dados utilizadas não discriminam adubação por tipo de lavoura, sendo a variável usada aqui uma *proxy* fruto de cálculos proporcionais.

Todos os dados selecionados são respectivos a produção de lavouras temporárias<sup>13</sup> e ao ano 2017, data do último censo agropecuário do IBGE. Ressalta-se que dos 337 inicialmente mapeados, 17 foram excluídos da amostra por ausência de dados para hectares irrigados. Alguns outros estudos que utilizaram variáveis semelhantes foram: Ma e Feng (2013), Toma et al. (2017) e Nandy e Singh (2020).

Tabela 1 – Descrição das variáveis selecionadas para o modelo empírico

Variável	Descrição	Classificação	Fonte
Valor da Produção	Valor total da produção de lavoura temporária, por mil reais, por município	Saída	Censo Agropecuário (IBGE)
Vínculos Empregatícios	Total de vínculos ativos e não ativos em 31/dez empregados em lavouras temporárias, por municípios	Entrada	Relação Anual de Informações Sociais (Rais)
Área Plantada	Área plantada destinada a colheita de lavoura temporária, em hectares, por município	Entrada	Censo Agropecuário (IBGE)
Hectares Irrigados	Área irrigada de lavouras temporárias, em hectares, por município	Entrada	Censo Agropecuário (IBGE)
Número de Máquinas	Número total de tratores, máquinas e implementos empregados em lavouras temporárias, por município	Entrada	Censo Agropecuário (IBGE)
Estabelecimentos que praticam adubação	Número total de estabelecimentos que praticam adubação (Química e/ou orgânica) multiplicado pela proporção de estabelecimento que cultivam lavouras temporárias, por município	Entrada	Censo Agropecuário (IBGE) e Pesquisa Agrícola Municipal (IBGE)

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

### 3.2.1 Agrupamento

Dai e Kuosmanen (2014) elencam alguns pontos que tornam o modelo DEA sensível a distorções, mais precisamente em suas unidades de referência (*Benchmarks*). Segundo os autores, as unidades de referência podem diferir da DMU avaliada em termos de seus perfis de entrada-saída e tamanho da escala, também podem operar em um ambiente mais favorável do que a DMU avaliada.

Os autores destacados também assinalam que o método DEA é sensível ao ruído estocástico, podendo assim afetar o exercício de *Benchmarking*. Para tratar esses problemas, eles propõem aplicar alguns métodos de agrupamento para identificar grupos de DMUs que são semelhantes em termos de seus perfis de entrada-saída ou outras características observadas.

<sup>13</sup> Optou-se por analisar lavouras temporárias devido a ausência de dados mais desagregados para algumas variáveis. O Censo Agropecuário só permite desagregar os dados até lavouras temporárias.

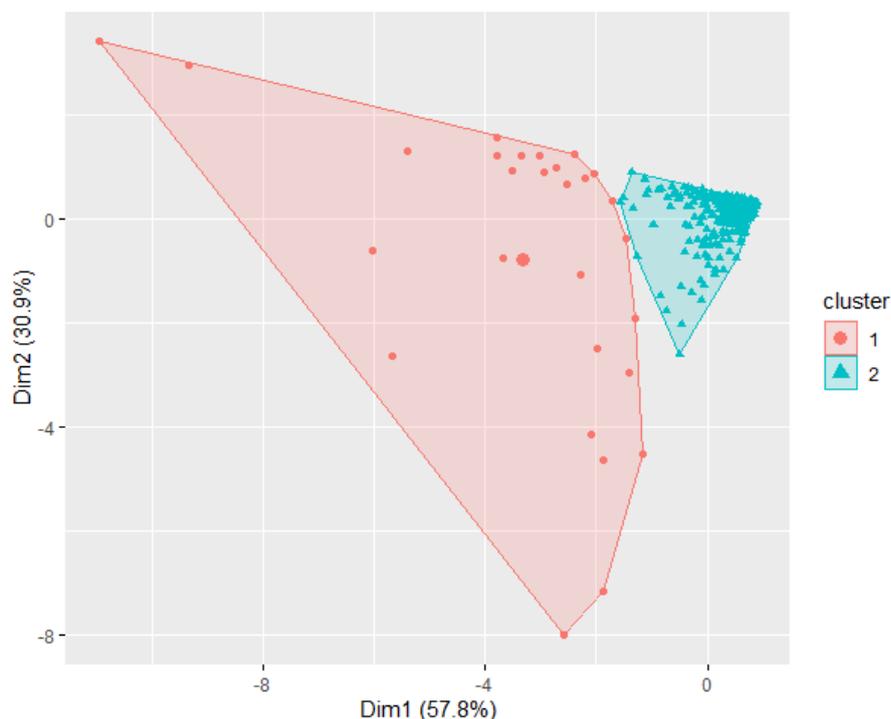
Apesar dos municípios formadores da fronteira de expansão agrícola do *Matopiba* apresentarem características edafoclimáticas semelhantes e predominância de culturas de lavouras temporárias, tais DMUs podem registrar heterogeneidades administrativas, geográficas e de população, além de outras possíveis. Tais características podem influenciar a disponibilidade de novas áreas para plantio e a oferta de mão de obra, por exemplo.

Deste modo, com o propósito de minimizar possíveis efeitos de heterogeneidades entre DMUs, foi utilizado o algoritmo *k-means* de agrupamento (HARTIGAN; WONG, 1979). Nesse método, um conjunto de dados é *clusterizado* em *k* grupos de forma que a soma dos quadrados dos pontos aos centros de agrupamento atribuídos seja minimizada. Assim, no mínimo, todos os centros do *cluster* estarão na média de seus conjuntos de *Voronoi* – o conjunto de pontos de dados mais próximos do centro do *cluster*. Portanto, é possível separar DMUs em grupos mais homogêneos, tornado a aplicação do método DEA consistente com suas hipóteses.

Além do valor da produção (escala de operação), foram escolhidas mais duas variáveis para caracterizar possíveis diferenças entre as DMUs: a população total (*proxy* complexidade administrativa) e a área de cada município (características geográficas), dados oriundos, respectivamente, da Áreas Territoriais (IBGE) e da Estimativas de População (EstimaPop) (IBGE). A aplicação do algoritmo de clusterização *k-means* com base na estatística de *gap* proposta por Tibshirani, Walther e Hastie (2001) e nas variáveis citadas, permitiu identificar dois *clusters*<sup>14</sup> como a quantidade ideal conforme ilustrado na Figura 8.

---

<sup>14</sup> Os resultados podem ser verificados na seção de apêndice. Foi empregado o pacote `cluster` para linguagem R.

Figura 1 – Grupos identificados no algoritmo *K-means*

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Os dois grupos aqui denominados como *Matopiba I* e *Matopiba II*, ficaram compostos, respectivamente, por 28 e 292 municípios. As estatísticas descritivas apresentadas na Tabela 2, abaixo, revelam características homogêneas entre os grupos <sup>15</sup>.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas das variáveis usadas na clusterização

Grupos/Variáveis	Média	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
<b>Matopiba I</b>				
Valor da Produção	429.986,64	570.367,27	2.325.433,00	318,00
População residente	74.293,25	78.340,07	286.787,00	7.536,00
Área do município	8.046,33	3.953,32	15.902,00	1.369,00
<b>Matopiba II</b>				
Valor da Produção	21.387,15	42.939,28	365.085,00	16,00
População residente	14.474,72	14.673,82	103.359,00	1.407,00
Área do município	1.638,77	1.319,06	6.491,00	150,00
<b>Total</b>				
Valor da Produção	57.139,60	206.370,42	2.325.433,00	16,00
População residente	19.708,84	31.661,73	286.787,00	1.407,00
Área do município	2.199,43	2.489,66	15.902,00	150,00

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas: Valor da produção está em mil reais; População residente representa a estimativa do IBGE para o ano de 2017; Área do município está em km<sup>2</sup>.

Os dados mostram diferenças importantes quando se compara o total com os *clusters* e os *cluster* entre eles. A escala de produção, indicada pelo valor da produção, apresentou

<sup>15</sup> Sendo possível comparar as estatísticas dos *clusters* com as da amostra geral na seção de apêndice.

para o *Matopiba I* média de R\$ 429,89 milhões, com desvio padrão de R\$ 570,37 milhões, e valor máximo e mínimo de, respectivamente, R\$ 2,33 bilhões e R\$ 318 mil. Em relação ao *Matopiba II*, a média foi de R\$ 21,39 milhões, desvio padrão de R\$ 42,94 milhões, valor máximo de R\$ 365,09 milhões e R\$ 16 mil de valor mínimo. Para o conjunto de dados sem clusterização, a média do valor da produção foi de R\$ 57,14 milhões, com desvio padrão de R\$ 206,37 milhões, e valores de máximo e mínimo de, respectivamente R\$ 2,33 bilhões e R\$ 16 mil.

No critério de complexidade administrativa, representada pela população residente, no *cluster Matopiba I* a média apontada foi de 74,29 mil habitantes, com desvio padrão 78,34 mil, com população máxima de 286,79 mil habitantes e mínima de 7,54 mil. Para *Matopiba II*, a média populacional foi de 14,47 mil habitantes, marcando um desvio padrão de 14,67 mil e populações máximas e mínimas de, respectivamente, 103,36 mil e 1,41 mil habitantes. Já no conjunto total, a média foi de 19,71 mil habitantes, desvio padrão de 31,66 mil, máxima população de 286,79 mil habitantes e mínima de 1,41 mil.

Por fim, marcando a característica geográfica através da área municipal, o *Matopiba I* apresentou média de 8,06 mil km<sup>2</sup>, com desvio padrão de 3,95 mil km<sup>2</sup> e territórios máximos e mínimos de, respectivamente, 15,90 mil km<sup>2</sup> e 1,37 mil km<sup>2</sup>. Em relação ao *Matopiba II*, a média destacada foi de 1,64 mil km<sup>2</sup>, desvio padrão de 1,32 mil km<sup>2</sup>, área municipal máxima de 6,49 mil km<sup>2</sup> e mínima de 150 km<sup>2</sup>. Para o conjunto total, a média apresentada é de 2,20 mil km<sup>2</sup>, com desvio padrão de 2,49 mil km<sup>2</sup> e territórios máximos e mínimos de, respectivamente, 15,90 mil km<sup>2</sup> e 150 km<sup>2</sup>.

Após comparar as estatísticas descritivas dos três indicadores, é notório que, na média, os municípios que compõem o *Matopiba I* operam numa escala de produção superior aos que compõem o *Matopiba II*, apresentam também uma complexidade administrativa maior e uma área municipal mais extensa. Quando essa comparação é feita com observância ao critério de desvio padrão, nota-se que o *cluster Matopiba II* apresenta uma homogeneidade superior a apontada pelo conjunto total nos três indicadores, fato que não ocorre para o *Matopiba I*. Porém, dado que o conjunto total é composto por 337 municípios, a clusterização torna-se auspiciosa ao originar o *cluster Matopiba II* com 292 municípios, se considerarmos o *Matopiba I* como resto.

Assim torna-se possível traçar fronteiras de eficiência mais precisas quando analisados os grupos em separados. Porém, os dados ainda precisam passar por um exame de identificação de variáveis discrepantes para tornar a análise mais robusta.

### 3.2.2 Outliers

Outro problema que pode distorcer os resultados do modelo DEA é a presença de dados aberrantes (*outliers*). Segundo Sousa e Stošić (2005), métodos não paramétricos como o DEA podem ser seriamente afetados pela presença de *outliers*, podendo levar a

uma subestimação substancial das pontuações de eficiência geral. Os autores argumentam que por ser uma abordagem baseada no conceito de fronteira, composta por um número relativamente pequeno de observações, uma única observação distante da média pode distorcer a fronteira e, portanto, aumentar artificialmente os requisitos de eficiência para todo o conjunto de dados. Portanto, é necessário que seja implementado algum método adicional para corrigir tais discrepâncias e, assim, garantir a credibilidade dos índices de eficiência.

Alguns autores como Hartman, Storbeck e Byrnes (2001), Sousa e Stošić (2005) e Avkiran (2007) sugerem que uma das maneiras possíveis de corrigir o problema de *outliers* na amostra é a identificação e exclusão dessas observações atípicas. Dentre as técnicas mais comuns, estão uso estendido do modelo DEA de supereficiência de Andersen e Petersen (1993) e o método *Jackstrap* desenvolvido por Sousa e Stošić (2005).

Em Hartman, Storbeck e Byrnes (2001) e Avkiran (2007) utiliza-se o modelo de supereficiência de Andersen e Petersen (1993), método que permite que uma unidade eficiente receba pontuação maior que 1. Assim, quando DMUs supereficientes atingem valores de eficiência superiores a 2 ou 3, são geralmente consideradas como tendo um impacto excessivo na fronteira de eficiência, e, portanto, são tratados como potenciais *outliers*. Deste modo, considerando que o DEA é uma técnica de fronteira de eficiência bastante vulnerável a distorções causadas por *outliers*, é preferível adotar a regra mais conservadora e interpretar como *outliers* as DMUs com valores de eficiência superiores a 2.

Apesar de ser uma técnica rigorosa de controle de *outliers*, o método de supereficiência é fortemente dependente da inspeção manual de dados, o que o torna menos confiável à medida que o tamanho da amostra aumenta. Assim, uma forma mais apropriada para lidar com observações discrepantes em amostras maiores é o método *Jackstrap* (SOUSA; STOŠIĆ, 2005), que combina os esquemas de reamostragem *Bootstrap* e *Jackknife* para a detecção automática de *outliers*. Este método baseia-se no conceito de alavancagem, ou seja, observa-se o impacto – através do teste Kolmogorov-Smirnov (K-S) ou da Função de Heaviside – da remoção (aleatória) da  $k$ -ésima DMU sobre os escores de eficiência das  $K-1$  DMUs restantes, sendo essa remoção feita dentro de uma “bolha” – parcela escolhida aleatoriamente, referente a um percentual previamente estipulado da amostral geral.

Pelo método *Jackstrap*, o efeito da remoção das DMUs de alta alavancagem nas distribuições de eficiência pode então ser usado para extrair o valor limite. Assim, esse procedimento é realizado repetidas vezes – número também previamente definido – e a alavancagem é computada para cada DMU, onde posteriormente é usada para identificar observações destoantes na amostra, sendo estas passíveis de ser eliminadas de forma automatizada. Vale ressaltar que, embora simples, esta é uma abordagem computacionalmente intensiva, principalmente quando executada para grandes amostras.

A estratégia adotada neste trabalho para corrigir os problemas causados pela

presença de possíveis *outliers* na amostra clusterizada, foi a aplicação de abordagens distintas para cada grupo. O uso estendido do modelo DEA de supereficiência (S-DEA) (ANDERSEN; PETERSEN, 1993) para o *Matopiba I* (amostra pequena) e o método *Jackstrap* (SOUSA; STOŠIĆ, 2005) para o *Matopiba II* (amostra maior). A escolha de diferentes abordagens se dá pelo desigual número de observações presentes nos dois grupos. Seguindo o trabalho de Sousa e Stošić (2005), priorizou-se utilizar o método *Jackstrap*, a fim de evitar possíveis erros que podem surgir a partir de inspeções manuais de dados. No entanto, o baixo número de observações do *Matopiba I* não permitiu a aplicação do método. Dessa forma, foi aplicado o S-DEA para o menor grupo.

Após estimar o modelo de supereficiência para o *Matopiba II*, foram qualificados como possíveis *outliers* as DMUs com coeficiente de eficiência superior a 2, conforme também adotado no estudo de Avkiran (2007). Assim, foram mantidas apenas 19 das 28 DMUs presentes neste grupo. Já para *Matopiba II*, após a realização do procedimento *Jackstrap* como estatística de teste K-S, foram preservados na amostra 286 das 292 DMUs, possibilitando também uma análise de eficiência mais criteriosa.

## 4 Resultados

Neste capítulo, são apresentados os resultados empíricos sobre a eficiência técnica dos municípios produtores de culturas de lavoura temporárias na fronteira de expansão agrícola do *Matopiba* em 2017. Os achados são organizados em duas subseções. Na primeira, são analisados os municípios caracterizados por possuírem, na média, alta escala de produção, maior complexidade administrativa e maior extensão territorial (*Matopiba I*). Já na segunda, a discussão dos resultados é delimitada ao outro conjunto de municípios, identificados com baixa média para escala de produção, complexidade administrativa e extensão territorial (*Matopiba II*).

### 4.1 Municípios do *Matopiba I*

A análise de clusterização de dados, seguida do exame de *outliers*, permitiu identificar um grupo formado por 6 municípios do Maranhão (MA), 5 municípios do Tocantins (TO), 2 municípios do Piauí (PI) e 6 municípios da Bahia (BA) - Grupo *Matopiba I*. A Tabela 3 permite explorar as estatísticas desse grupo, fornecendo uma percepção do contexto de produção e uso de insumos.

Tabela 3 – Municípios do *Matopiba I*: estatísticas descritivas da amostra

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
Valor da Produção (em mil reais)	371.036,37	357.774,31	922.866,00	6.689,00
Total de empregos formais	1.165,95	1.161,40	3.154,00	1,00
Área Plantada (hectares)	111.422,63	107.513,29	330.073,00	6.086,00
Área irrigada (hectares)	8.582,28	11.780,03	43.555,00	6,00
Total de máquinas disponíveis	547,47	449,59	1.390,00	1,00
Estabelecimentos com adubação	113,29	80,81	349,00	10,00

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Os dados indicam que o valor da produção agrícola foi, em média, 371,04 milhões, sendo o maior e o menor produtor, respectivamente, os municípios de Barreiras-BA (R\$ 922,87 milhões) e Timon-MA (R\$ 6,69 milhões). Em relação ao número de vínculos empregatícios formais, a média foi de 1.165 vínculos, de modo que Barreiras-BA foi a DMU que mais empregou mão de obra (3.154 vínculos) e Codó-MA a menor contratante (1 vínculo).

No quesito de área plantada em hectares, o grupo apresentou uma média de 111,42 mil, desvio padrão de 107,51 mil, com o município de Balsas-MA registrando a maior área para a plantação (330,07 mil), e Timon-MA o que menos empregou tal recurso (6,09 mil). Já quando se observa a irrigação (hectares irrigados), a média para este grupo foi de

8,58 mil, destacando-se Lagoa da Confusão-TO como maior irrigador (43,56 mil) e Baixa Grande do Ribeiro-PI com a menor área irrigada (6 hectares).

O uso de maquinário registrou uma média de 547,47 unidades no grupo em destaque. As DMUs com maior e menor uso, respectivamente, foram Luís Eduardo Magalhães-BA (1.390 unidades) e Codó-MA (6 unidades). Por outro lado, o número de estabelecimentos agrícolas que fizeram o uso da prática de adubação foi de 113,29, em média. A municipalidade com maior aplicação de adubo foi Correntina-BA (349 estabelecimentos) e a que menos aplicou adubo foi Lagoa da Confusão-TO (10 estabelecimentos).

Ao estimar o modelo DEA-BCC com orientação à insumos para o *cluster Matopiba I*, 15 unidades das 19 DMUs foram classificadas como eficientes ao registrarem escore de eficiência igual a 1: Açailândia-MA, Araguaína-TO, Baixa Grande do Ribeiro-PI, Barreiras-BA, Cocos-BA, Codó-MA, Correntina-BA, Formoso do Araguaia-TO, Grajaú-MA, Lagoa da Confusão-TO, Luís Eduardo Magalhães-BA, Pium-TO, Riachão das Neves-BA, Timon-MA e Uruçuí-PI. A Tabela 4 registra os resultados de escore de eficiência, valor de produção e uso de insumos para municípios detectados com ineficiência técnica e suas respectivas unidades de referência (municípios localizados na fronteira de eficiência técnica).

Tabela 4 – Municípios ineficientes do grupo *Matopiba I* e unidades de referência: escore de eficiência técnica e alocação de insumos

DMUs	EE	VP	VE	AP	AI	MQ	AD
<b>Jaborandi-BA</b>	<b>0,96</b>	<b>371,21</b>	<b>2.225</b>	<b>134,73</b>	<b>12,05</b>	<b>680</b>	<b>48</b>
Referências							
Araguaína-TO (40,75%)	1	14,89	30	6,78	0,04	53	25
Lagoa da Confusão-TO (26,61%)	1	412,73	854	104,68	43,55	594	10
Baixa G. do Ribeiro-PI (32,63%)	1	782,33	2.195	237,51	0,01	740	101
<b>Caxias-MA</b>	<b>0,77</b>	<b>21,25</b>	<b>60</b>	<b>10,78</b>	<b>1,26</b>	<b>85</b>	<b>75</b>
Referências							
Araguaína-TO (98,09%)	1	14,89	30	6,78	0,04	53	25
Formoso do Araguaia-TO (0,60%)	1	203,89	922	44,52	25,15	478	23
Lagoa da Confusão-TO (1,03%)	1	412,73	854	104,68	43,55	594	10
<b>Balsas-MA</b>	<b>0,72</b>	<b>773,69</b>	<b>3.133</b>	<b>330,07</b>	<b>1,53</b>	<b>1.016</b>	<b>181</b>
Referências							
Baixa G. do Ribeiro-PI (98,59%)	1	782,33	2.195	237,51	0,01	740	101
Cocos (1,41%)	1	168,74	1.194	36,07	6,33	72	121
<b>Palmas-TO</b>	<b>0,69</b>	<b>55,34</b>	<b>128</b>	<b>33,26</b>	<b>0,61</b>	<b>153</b>	<b>158</b>
Referências							
Açailândia-MA (17,23%)	1	88,76	127	26,41	0,05	323	105
Codó-MA (78,12%)	1	9,14	1	7,72	0,02	6	96
Uruçuí-PI (4,65%)	1	706,87	1.404	206,39	0,03	964	119

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas: EE - Escore de eficiência; VP - Valor da produção (em milhões reais); VE - Vínculos de empregos formais; AP - Área plantada (em mil hectares); AI - Área irrigada (em mil hectares); MQ - Quantidade de máquinas usadas na produção; AD - Uso de adubação.

Os resultados mostram que os municípios de Jaborandi-BA, com escore de eficiência 0,96, Caxias-MA (0,77), Balsas-MA (0,72) e Palmas-TO (0,69) foram classificados

como DMUs ineficientes. Ademais, os dados entre parênteses mostram o percentual de importância de cada unidade de referência (*benchmarks*). É possível notar que as DMUs ineficientes não apresentam uma produção igual a das unidades que lhes são referência. A depender da comparação, esse valor pode ser maior ou menor. Contudo, deve-se notar que o conjunto de *benchmarks* opera com uma produção proporcionalmente similar e uma alocação de insumos proporcionalmente inferior a cada DMU ineficiente.

A análise das folgas, com o objetivo de identificar os excessos geradores de desperdícios das DMUs ineficientes, é sumarizada na Tabela 5, na qual é exibida os valores reais da produção e as folgas existentes em cada insumos.

Tabela 5 – Municípios ineficientes do grupo *Matopiba I*: valor da produção e folgas complementares em insumos

DMUs	Valor da Produção	Vínculos Empregatícios	Área Plantada	Área irrigada	Maquinário	Adubação
Jaborandi-BA	371.212	1.188	21.696,8	0,0	234	0
Caxias-MA	21.253	0	0,0	205,8	3	33
Balsas-MA	773.692	72	2.680,3	1.008,6	0	28
Palmas-TO	55.336	0	2.676,5	391,4	0	10

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

De acordo com a Tabela 5, Jaborandi-BA apresenta má alocação em vínculos empregatícios, com uma folga de 1.188 trabalhadores; área plantada, com um excedente de 21,7 mil hectares; e no número de máquinas disponíveis à produção, quantidade sobressalente de 234 máquinas. O município de Caxias-MA apresenta folgas nas seguintes entradas: área irrigada, com 205,8 hectares em excesso; número de máquinas, 3 unidades a mais; número de estabelecimentos que praticam adubação, excedente de 33.

Para Balsas-MA, as folgas estão vinculadas ao número de contratos de trabalho, com 72 trabalhadores empregados em excesso; área plantada, com folga de 2,68 mil hectares plantados; hectares irrigados, com 1,09 mil em excesso; estabelecimentos que praticam adubação, com 28 unidades a mais do que o necessário. Por fim, ao examinar Palmas-TO, é identificado folgas nos seguintes *inputs*: área plantada, com excedente de 2,68 mil hectares; área irrigada, com 391 hectares em excesso; fazendas que usam adubo, folga de 10 unidades.

Outro ponto importante a observar na Tabela 5 são os insumos que mais apresentaram excessos: área plantada e a área irrigada – não existindo grande correlação estatísticas entre os dois<sup>16</sup>. Estes são dois insumos que permeiam temas centrais na questão ambiental e em discussões referentes a conflitos sociais na região<sup>17</sup>. Quando olhamos para os demais

<sup>16</sup> Os testes podem ser vistos na seção de apêndice.

<sup>17</sup> Segundo o relatório do Estado da Alimentação e da Agricultura (SOFA - 2020), a disponibilidade de água doce por pessoa, globalmente, reduziu em mais de 20% durante as duas últimas décadas.

insumos, apenas vínculo empregatício se destaca, algo esperado por ser correlacionado com a área plantada.

Em seguida, a Tabela 6 considera dado o valor da produção agrícola e apresenta resultados de cálculo de metas para as DMUs classificadas como ineficientes na análise em foco. Tais metas são projeções de quantidades de insumos a serem empregados a fim de tornar as municipalidades tecnicamente eficientes dentro do mesmo patamar em que produzem.

Tabela 6 – Municípios ineficientes do grupo *Matopiba I*: valor da produção e metas para insumos

DMUs	Valor da Produção	Vínculos Empregatícios	Área Plantada	Área irrigada	Maquinário	Adubação
Jaborandi-BA	371.212	1.037	113.035,2	12.050,3	446	48
Caxias-MA	21.253	60	10.777,0	1.056,1	82	42
Balsas-MA	773.692	3.061	327.392,7	526,2	1.016	152
Palmas-TO	55.336	128	30.579,5	218,4	153	148

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Os dados revelam que para Jaborandi-BA produzir de forma eficiente R\$ 371,21 milhões em produtos agrícolas, os valores alvos de insumos deveriam ser ajustados para: 1.037 vínculos de trabalho, 113,04 mil hectares de área plantada, 12,05 mil hectares irrigados, 446 máquinas aplicadas na produção e um total de 48 estabelecimentos que utilizem adubação. Para Caxias-MA se tornar eficiente e produzir R\$ 21,25 milhões é necessário alcançar as seguintes metas de entradas: 60 trabalhadores formais, 10,78 mil hectares de área de plantada, 1,06 mil hectares irrigados, 82 máquinas empregadas na produção e 42 estabelecimentos que realizam adubação.

Referente a eficiência de Balsas-MA ao produzir de R\$ 773,69 milhões, os insumos devem ser ajustados perseguindo os seguintes alvos: mão de obra empregada de 3.061 trabalhadores, 327,39 mil hectares de área plantada, 526 hectares irrigados, 1.016 máquinas a disposição das lavouras e 152 fazendas que utilizam adubação. Para Palmas-TO, projeta-se a produção eficiente de R\$ 55,34 milhões com os seguintes insumos alvos: 128 trabalhadores empregados na produção, 30,58 mil hectares plantados, 218 hectares irrigados, 153 máquinas à disposição da produção e 148 estabelecimentos que aplicam adubo em suas plantações.

## 4.2 Municípios do *Matopiba II*

Originando-se de também de análise de clusterização de dados e exame de *outliers*, o grupo *Matopiba II* é composto por 120 municípios do Maranhão, 113 municípios do

Tocantins, 31 municípios do Piauí e 22 municípios da Bahia. A seguir, a Tabela 7 registra as estatísticas descritivas de valor de produção agrícola e uso de insumos deste grupo.

Tabela 7 – Municípios do *Matopiba II*: estatísticas descritivas da amostra

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
Valor da Produção	21.629,80	43.344,74	365.085,00	16,00
Vínculo Empregatício	51,67	150,83	1.807,00	99,00
Área Plantada	8.389,50	15.783,97	108.610,00	7,00
Área irrigada	246,42	1.441,79	19.788,00	43,00
Maquinário	49,67	92,15	540,00	47,00
Adubação	26,17	42,68	392,00	7,00

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Os dados apontam que o valor da produção de lavouras temporárias foi, em média, 21,63 milhões, onde o maior e o menor produtor foram, respectivamente, os municípios de Ribeiro Gonçalves-PI (R\$ 365,09 milhões) e Carmolândia-TO (R\$ 16 milhões). Para o indicador de vínculos empregatícios, a média foi de 51,67 vínculos formais, com Campestre do Maranhão-MA se destacando como o maior empregador (1.807 vínculos), enquanto outros 99 municípios não apresentaram contratos ativos de trabalho.

Ao observar a área plantada, o *cluster* apresentou uma média de 8,39 mil hectares, tendo Ribeiro Gonçalves-PI como o município que mais utilizou área para a plantação (108,61 mil hectares), e Carmolândia-TO o que menos utilizou (7 hectares). No quesito irrigação, a média foi de 246,42 hectares, onde Pedro Afonso-TO se destacou como o maior irrigador (19,79 mil), e 43 outros municípios não apresentaram hectares irrigados.

Em relação ao número de máquina disponíveis, a média apresentada foi de 49,67 unidades, onde a DMU com maior maquinário a sua disposição foi Peixe-TO com 540 unidades, frente a outros 47 unidades que não possuem máquinas. Já quando observamos o número de fazendas que usam adubo na plantação, a média foi de 26,17 estabelecimentos, sendo Barreirinhas-MA a unidade que mais aplicou adubo (392 estabelecimentos) e outros 7 municípios do *cluster* não possuem estabelecimentos que realizam adubação.

Ao estimar o modelo DEA-BCC orientado à insumos, agora para o *Matopiba II*, 56 unidades das 286 DMUs foram identificadas com eficiência técnica (valor 1 em escore de eficiência). Já as demais unidades tomadoras de decisões são ineficientes e somam um total de 230 DMUs. A Tabela 8, abaixo, apresenta as faixas de eficiência técnica e informações referentes ao posicionamento das DMUs em relação à média.

Tabela 8 – Distribuição dos municípios do *Matopiba II*: segundo o escore de eficiência técnica

Faixas	Total de DMUs	Percentual de DMUs
Igual a 1,00	56	19,58
Igual a 0,90 e menor que 1,00	17	5,94
Igual a 0,80 e menor que 0,90	18	6,29
Igual a 0,70 e menor que 0,80	29	10,14
Igual a 0,60 e menor que 0,70	40	13,99
Igual a 0,50 e menor que 0,60	31	10,84
Igual a 0,40 e menor que 0,50	31	10,84
Igual a 0,30 e menor que 0,40	31	10,84
Igual a 0,20 e menor que 0,30	27	9,44
Igual a 0,10 e menor que 0,20	5	1,75
Igual a e menor que 0,10	1	0,35
Menor ou igual à média (0,646)	146	51,05
Acima da média (0,646)	140	48,95

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

A distribuição das municipalidades segundo faixas de escores de eficiência técnica permite uma melhor compreensão do grupo em destaque. É possível identificar que a maioria das DMUs (51,05%) estão abaixo da média do *cluster* (0,646). Destas, Peritoró-MA (0,196), Timbiras-MA (0,187), Sítio do Mato-BA (0,151), Carinhanha-BA (0,141) e Paratinga-BA (0,051) se destacam em má alocação de recursos, dados os escores inferiores a 0,20.

Para simplificar a análise de má alocação dos recursos, os resultados, a seguir, são apresentados em valores médios, visto que o *cluster* em análise é formado por muitas unidades ineficientes. A Tabela 9 apresenta o valor médio da produção, dos insumos, das folgas e metas a serem alcançados pelas DMUs ineficientes.

Tabela 9 – Municípios do *Matopiba II*: médias para valor de produção, folgas complementares e metas

Média	Valor da Produção	Vínculo Empregatício	Área Plantada	Área irrigada	Maquinário	Adubação
Valor	18.646,27	44,90	7.711,59	249,82	46,18	27,27
Folgas	-	12,09	261,58	183,32	9,81	5,23
Metas	18.646,27	32,81	7.450,01	66,50	36,37	22,04

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas: Valor é o indicador que representa a média para os valores efetivos das DMUs ineficientes.

Na média, as DMUs ineficientes produziram aproximadamente R\$ 18,65 milhões, aplicando os seguintes valores aproximados de *inputs*: 45 trabalhadores formais, 7,71 mil hectares de área plantada, área irrigada de 250 hectares, 46 máquinas vinculadas a produção e um conjunto de 27 estabelecimentos que utilizaram adubo. As folgas presentes nos insumos empregados à produção têm as médias identificadas da seguinte forma: 12

vínculos empregatícios formais, 262 hectares de área plantada, 183 hectares de área irrigada, 10 máquinas e 5 estabelecimentos que utilizam adubação no cultivo.

Portanto, para manter a produção com valor médio de R\$ 18,65 milhões, mas operando de forma eficiente, as quantidades médias de insumos devem convergir para, aproximadamente: 33 vínculos empregatícios formais, área plantada de 7,45 mil hectares, área irrigada com 66,5 hectares, um número de 36 máquinas disponíveis à produção e um número de 22 estabelecimentos que aplicam adubo nas lavouras.

Ainda conforme os dados da Tabela 9, percebe-se que, diferente do *Matopiba I*, aqui o excesso presente no insumo área plantada não é tão grande, mas em compensação a folga presente em área irrigada é bastante relevante, sendo quase três quartos do valor observado. Mais uma vez, o excesso é presente em um insumo que é bastante caro ao debate socioambiental. Para os demais insumos, exceto área plantada, os valores da folga também são altos.

Considerando um recorte para as municipalidades com piores práticas de alocação de insumos, a Tabela 10 apresenta os resultados de escore de eficiência, valor de produção e uso de insumos para os 5 municípios selecionados das últimas faixas de eficiência técnica e suas respectivas unidades de referência (municípios localizados na fronteira de eficiência técnica).

Tabela 10 – Municípios ineficientes do grupo *Matopiba II* e unidades de referência: escore de eficiência técnica e alocação de insumos

DMUs	EE	VP	VE	AP	AI	MQ	AD
<b>Peritoró-MA</b>	<b>0,20</b>	<b>1,48</b>	<b>3</b>	<b>2.054</b>	<b>1,80</b>	<b>3</b>	<b>21</b>
Referências							
Graça Aranha-MA (16,03%)	1	4,47	0	1.315	1,00	0	19
Augustinópolis-TO (35,36%)	1	0,66	0	186	0,30	0	1
Chapada de Areia-TO (47,41%)	1	0,51	1	96	0,00	1	1
Landri Sales-PI (0,99%)	1	24,90	0	7.075	5,90	11	21
Angical-BA (0,20%)	1	17,84	31	4.854	13,60	2	15
<b>Timbiras-MA</b>	<b>0,19</b>	<b>2,52</b>	<b>0</b>	<b>3.895</b>	<b>6,60</b>	<b>4</b>	<b>14</b>
Referências							
Augustinópolis-TO (75,99%)	1	0,66	0	186	0,30	0	1
Axixá do Tocantins-TO (12,80%)	1	1,52	0	403	2,10	0	3
Muricilândia-TO (4,43%)	1	2,95	0	1.219	0,00	0	1
Landri Sales-MA (6,79%)	1	24,90	0	7.075	5,90	11	21
<b>Sítio do Mato-BA</b>	<b>0,15</b>	<b>1,10</b>	<b>226</b>	<b>2.027</b>	<b>12,50</b>	<b>1</b>	<b>7</b>
Referências							
Augustinópolis-TO (33,33%)	1	0,66	0	186	0,30	0	1
Barrolândia-TO (0,95%)	1	3,71	5	446	70,20	6	7
S. T. do Tocantins-TO (61,31%)	1	0,09	0	43	0,00	0	0
Angical-BA (4,39%)	1	17,84	31	4.854	13,60	2	15
<b>Carinhanha-BA</b>	<b>0,14</b>	<b>2,66</b>	<b>8</b>	<b>4.237</b>	<b>148,10</b>	<b>9</b>	<b>61</b>
Referências							
São D. do Maranhão-MA (1,55%)	1	32,22	4	5.264	122,60	30	314
Axixá do Tocantins-TO (84,58%)	1	1,52	0	403	2,10	0	3
Barrolândia-TO (11,65%)	1	3,71	5	446	70,20	6	7
Landri Sales-MA (0,67%)	1	24,90	0	7.075	5,90	11	21
Angical-BA (1,56%)	1	17,84	31	4.854	13,60	2	15
<b>Paratinga-BA</b>	<b>0,05</b>	<b>1,02</b>	<b>0</b>	<b>5.498</b>	<b>95,40</b>	<b>5</b>	<b>29</b>
Referências							
Augustinópolis-TO (80,73%)	1	0,66	0	186	0,30	0	1
Axixá do Tocantins-TO (16,14%)	1	1,52	0	403	2,10	0	3
Carmolândia-TO (2,18%)	1	0,02	0	7	0,10	7	0
Landri Sales-MA (0,95%)	1	24,90	0	7.075	5,90	11	21

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas: EE - Escore de eficiência; VP - Valor da produção (em milhões de reais); VE - Vínculos de empregos formais; AP - Área plantada (em hectares); AI - Área irrigada (em hectares); MQ - Quantidade de máquinas usadas na produção; AD - Uso de adubação.

Os indicadores dentro dos parênteses ilustram a relevância percentual de cada *benchmarks*. É evidente que as DMUs ineficientes não demonstram níveis de produção idênticos aos das unidades a que estão associadas como referência. Entretanto, o grupo de *benchmarks* opera com uma produção proporcionalmente comparável e alocação de insumos proporcionalmente menor para cada DMU ineficiente.

A Tabela 11 registra os valores reais da produção e as folgas calculadas para cada insumo no grupo *Matopiba II*.

Tabela 11 – Municípios ineficientes do grupo *Matopiba II*: valor da produção e folgas complementares em insumos

DMUs	Valor da Produção	Vínculos Empregatícios	Área Plantada	Área irrigada	Maquinário	Adubação
Peritoró-MA	1.476	0,05	0	0,00	0	0
Timbiras-MA	2.518	0,00	0	0,33	0	0
S. do Mato-BA	1.102	32,54	0	0,00	0	0
Carinhanha-BA	2.664	0,00	0	8,78	0	0
Paratinga-BA	1.017	0,00	0	4,27	0	0

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas:

Nota-se que as comparações realizadas a partir das alocações praticadas pelos *benchmarks* resultaram em folgas em apenas um dos insumos para cada DMU, sendo número de vínculo empregatícios ou número de hectares irrigados. Algumas folgas são bem pequenas, o que motivou a adoção de mais casas decimais. Assim, as folgas são identificadas a seguir: Peritoró-MA, com folga em empregos formais (0,05 vínculos); Timbiras-MA, apresentando folga em área plantada (0,33 hectares); Sítio do Mato-BA, com excesso de 33,54 trabalhadores; Carinhanha-BA, com folga em área irrigada (8,78 hectares); por fim, Paratinga-BA apresenta excesso em área irrigada (4,27 hectares) em área irrigada.

Os dados apresentados na Tabela 12, a seguir, considerem o valor real da produção fixo e valores de insumos a serem considerados pelas 5 unidades elencadas com o objetivo de torná-las eficientes dentro do mesmo patamar em que produzem (metas projetadas).

Tabela 12 – Municípios ineficientes do grupo *Matopiba II*: valor da produção e metas para insumos

DMUs	Valor da Produção	Vínculo Empregatício	Área Plantada	Área irrigada	Maquinário	Adubação
Peritoró-MA	1.476	2,95	2.054,00	1,80	3,00	21,00
Timbiras-MA	2.518	0,00	3.895,00	6,27	4,00	14,00
S. do Mato-BA	1.102	193,46	2.027,00	12,50	1,00	7,00
Carinhanha-BA	2.664	8,00	4.237,00	139,32	9,00	61,00
Paratinga-BA	1.017	0,00	5.498,00	91,13	5,00	29,00

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas:

Os dados apontam os seguintes valores alvo de insumo para Peritoró-MA manter de forma eficiente a produção de R\$ 1,48 milhões: 2,95 trabalhadores formais, 2,05 mil hectares de área plantada, 1,80 hectares de área irrigada, 3 máquinas a disposição da produção e 21 estabelecimentos que aplicam adubo nas lavouras. Para Timbiras-MA produzir eficientemente o total de R\$ 2,52 milhões, é necessário aplicar: 3,90 mil hectares de área plantada, 6,27 hectares de área irrigada, 4 máquinas e 14 propriedades que pratica adubação.

Os valores alvo de insumos para a DMU de Sítio do Mato-BA manter, de forma eficiente, a produção de R\$ 1,10 milhões são: 193,46 vínculos empregatícios formais, 2,03 mil hectares de área plantada, 12,50 hectares de área irrigada, 1 máquina e 7 fazendas que usam adubo. Em relação a produção de R\$ 2,66 milhões da DMU de Carinhanha-BA, os valores alvo para torna-la eficiente são: 8 trabalhadores empregados formais, 4,24 mil hectares de área plantada, 139,32 hectares de área irrigada, 9 máquinas à disposição da produção e 61 propriedades que usam adubo na plantação. Por fim, os valores alvo de insumos para manter, de forma eficiente, a produção de R\$ 1,02 milhões de Paratinga-BA são: uma área plantada de 5,50 mil hectares, o total de 91,13 hectares irrigados, 5 máquinas disponíveis a produção e 29 estabelecimentos que aplicam adubo na lavoura.

## 5 Considerações Finais

A agricultura é um setor essencial para o desenvolvimento social e econômico, seja no âmbito local ou global. No Brasil, o setor agrícola é um dos mais importantes na economia, correspondendo a mais de um quinto do PIB e da pauta exportadora do país. Porém, como toda atividade econômica, a agricultura deve buscar a eficiência, evitando desperdícios que possam resultar não só em perdas financeiras, mas também impactos ambientais.

A fronteira de expansão agrícola do *Matopiba* é uma região de grande interesse nacional e deve ser observada de perto, não só por estudos científicos, mas também pelo poder público e a sociedade civil em geral. Trata-se de uma região que apresenta uma extensa e crescente produção agrícola, principalmente, quando se olha para a produção de lavouras temporárias. Por ser uma região agrícola ainda em expansão, o *Matopiba* abriga muitas questões sociais e ambientais, como conflitos por recursos e danos ambientais.

Nesse contexto, este trabalho realizou uma análise de eficiência clusterizada, utilizando a metodologia DEA-BCC orientada a insumos, com o intuito de investigar a hipótese da existência de unidades produtoras de lavouras temporárias na região do *Matopiba* que alocam mal os insumos que utilizam nos seus processos de produção. Para tanto, foram empregados dados do Censo Agropecuário, da Pesquisa Agrícola Municipal e da Relação Anual de Informações Sociais referentes ao ano de 2017.

A análise de clusterização possibilitou separar dois grupos: municípios que, na média, apresentam produção de lavouras temporárias em maior escala, complexidade administrativa e extensão territorial, frente a outros que apontam estas características com menor média. Identificados como, respectivamente, *Matopiba I* e *Matopiba II*.

Ao investigar a região *Matopiba I*, este estudo identificou 4 municípios ineficientes, o que equivale a 21,05% das DMUs do grupo e apenas 1,31% de todas as DMUs que foram analisadas. Já no grupo *Matopiba II*, percebe-se uma grande diferença, onde as 230 unidades ineficientes representam 80,42% do grupo e 75,41% do total. Destarte, o segundo grupo abriga a grande maioria dos municípios que alocam mal seus insumos. Todavia, ao comparar os excessos de insumos do *Matopiba I* com a média das 230 unidades do *Matopiba II*, percebeu-se maior desperdício no primeiro grupo.

Assim, observando o número e a proporção de DMUs ineficientes presentes em cada *cluster* e levando em consideração a grande diferença que os dois grupos têm entre si, deduz-se que municípios que apresentam produção de lavouras temporárias em grande escala, maior complexidade administrativa e extensão territorial, têm menos propensão a empregar de forma ineficiente seus insumos. Contudo, a má alocação de insumos ainda é um problema presente nos dois grupos e deve ser acompanhado de perto pelos produtores,

a fim de reduzir os custos da produção e também as externalidades negativas.

Abordando a má alocação de insumos como um problema ambiental e social, os insumos que apresentaram maiores problemas de excesso na aplicação foram terra (área plantada) e água (área irrigada). Em relação a terra, a região do *Matopiba* é bastante biodiversa em fauna e flora e abriga territórios indígenas e quilombolas, sendo o desperdício desse insumo um grave problema dado que é tão importante para todas as partes. Para o uso de água em excesso, é importante lembrar que a água doce é um bem escasso e está reduzindo ainda mais com o passar dos anos.

Portanto, as evidências fornecidas nesta pesquisa sugerem a existência de municípios na fronteira de expansão agrícola do *Matopiba* que alocam de forma ineficiente seus insumos, gerando desperdício de recursos. Como contribuição, este trabalho colabora para a expansão da literatura de análise de eficiência de produção agrícola, focando numa literatura específica para o *Matopiba* e para a produção de lavouras temporárias.

Para além da contribuição literária, as informações criadas aqui podem servir aos produtores rurais na administração e planejamento da produção e finanças, aos fazedores de políticas públicas como subsídio a elaboração de políticas econômicas, sociais e ambientais, e também aos credores que podem aplica-las, por exemplo, a modelos de redução de riscos. Dito isto, vale salientar que, por ser um estudo exploratório e não-paramétrico, os resultados encontrados não podem ser generalizados para outro universo fora do contexto dos municípios da região agrícola do *Matopiba*, principalmente, pelas características específicas que estes municípios guardam.

Diante das limitações da presente pesquisa, havendo disponibilidade de novos dados, é relevante que uma nova análise seja realizada com o intuito de verificar a contínua validade da hipótese proposta. Como sugestão para avanços futuros, os resultados encontrados aqui podem ser utilizados como variável dependente em modelos de regressão para identificar os fatores que afetam as medidas de eficiência. Assim, uma das possibilidades é utilizar dados de financiamento como variáveis independentes com o objetivo de identificar possíveis impactos na eficiência técnica da produção no *Matopiba*.

Também é possível calibrar o modelo DEA para *outputs* indesejáveis e analisar a eficiência em relação a impactos socioambientais na fronteira de expansão agrícola do *Matopiba*. Com a possibilidade de verificar, também através de modelos de regressão, o impacto de políticas públicas e outros fatores.

# Referências

- AMORES, A. F.; CONTRERAS, I. New approach for the assignment of new european agricultural subsidies using scores from data envelopment analysis: Application to olive-growing farms in andalusia (spain). *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 193, n. 3, p. 718–729, 2009.
- ANDERSEN, P.; PETERSEN, N. C. A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management science*, INFORMS, v. 39, n. 10, p. 1261–1264, 1993.
- ATICI, K. B.; PODINOVSKI, V. V. Using data envelopment analysis for the assessment of technical efficiency of units with different specialisations: An application to agriculture. *Omega*, Elsevier, v. 54, p. 72–83, 2015.
- AVKIRAN, N. K. Stability and integrity tests in data envelopment analysis. *Socio-Economic Planning Sciences*, Elsevier, v. 41, n. 3, p. 224–234, 2007.
- BANKER, R. D.; CHARNES, A.; COOPER, W. W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management science*, INFORMS, v. 30, n. 9, p. 1078–1092, 1984.
- BANKER, R. D. et al. Returns to scale in different dea models. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 154, n. 2, p. 345–362, 2004.
- 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*, Springer, v. 3, p. 153–169, 1992.
- BLANCO, L. et al. Agronegócio e suas repercussões no matopiba. *OKARA: Geografia em debate*, PPGG/UFPB, v. 15, n. 2, p. 173–190, 2021.
- BOGETOFT, P.; OTTO, L. Benchmark and frontier analysis using dea and sfa. *Viena, Austria: CRAN-Project. Recuperado de <https://cran.r-project.org/web/packages/Benchmarking/Benchmarking.pdf>*, 2015.
- BYERLEE, D. et al. World development report 2008: Agriculture for development. World Bank Group, 2008.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, Elsevier, v. 2, n. 6, p. 429–444, 1978.
- CORNWELL, C.; SCHMIDT, P.; SICKLES, R. C. Production frontiers with cross-sectional and time-series variation in efficiency levels. *Journal of econometrics*, Elsevier, v. 46, n. 1-2, p. 185–200, 1990.
- DAI, X.; KUOSMANEN, T. Best-practice benchmarking using clustering methods: Application to energy regulation. *Omega*, Elsevier, v. 42, n. 1, p. 179–188, 2014.
- EMBRAPA. *GeoMatopiba: Inteligência Territorial Estratégica para o Matopiba*. 2020. Disponível em: < [www.embrapa.br/geomatopiba](http://www.embrapa.br/geomatopiba) >. Acesso em: 17 ago. 2023.

- FARRELL, M. J. The measurement of productive efficiency. *Journal of the royal statistical society: series A (General)*, Wiley Online Library, v. 120, n. 3, p. 253–281, 1957.
- FREITAS, L. M. d.; VASCONCELLOS, L. C. F. d. *Conflitos, violência e resistências no matopiba: um olhar a partir da saúde pública*. Tese (Doutorado em Saúde Pública) — Escola Nacional de Saúde Pública Sergio Arouca, <https://www.arca.fiocruz.br/handle/icict/56669>, 2022.
- FREITAS, R. E. Brazil's agricultural expansion: main crops in matopiba. *Revista de Política Agrícola*, ano 31, n. 1, p. 70-85, jan./fev./mar. 2022., 2022.
- GOMES, E. G. Uso de modelos dea em agricultura: revisão da literatura. *Engevista*, 2008.
- GOMES, E. G.; MANGABEIRA, J. A. d. C.; MELLO, J. C. C. B. S. d. Análise de envoltória de dados para avaliação de eficiência e caracterização de tipologias em agricultura: um estudo de caso. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, SciELO Brasil, v. 43, p. 607–631, 2005.
- GONG, B. Agricultural productivity convergence in china. *China Economic Review*, Elsevier, v. 60, p. 101423, 2020.
- HARTIGAN, J. A.; WONG, M. A. Algorithm as 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the royal statistical society. series c (applied statistics)*, JSTOR, v. 28, n. 1, p. 100–108, 1979.
- HARTMAN, T. E.; STORBECK, J. E.; BYRNES, P. Allocative efficiency in branch banking. *European Journal of Operational Research*, Elsevier, v. 134, n. 2, p. 232–242, 2001.
- IRÁIZOZ, B.; RAPÚN, M.; ZABALETA, I. Assessing the technical efficiency of horticultural production in navarra, spain. *Agricultural Systems*, Elsevier, v. 78, n. 3, p. 387–403, 2003.
- JESUS, J. N. d.; CALAÇA, M. *A monopolização da renda da terra e os conflitos agrários na fronteira agrícola do MATOPIBA*. Tese (Doutorado em Geografia) — Universidade Federal de Goiás, <http://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/11444>, 2020.
- KNEIP, A.; SICKLES, R. C.; SONG, W. A new panel data treatment for heterogeneity in time trends. *Econometric theory*, Cambridge University Press, v. 28, n. 3, p. 590–628, 2012.
- KOOPMANS, T. C. An analysis of production as an efficient combination of activities. *Activity analysis of production and allocation*, Wiley, 1951.
- MA, S.; FENG, H. Will the decline of efficiency in china's agriculture come to an end? an analysis based on opening and convergence. *China Economic Review*, Elsevier, v. 27, p. 179–190, 2013.
- MARQUES, P. V. Mercados futuros e de opções agropecuários. In: \_\_\_\_\_. [S.l.]: Pioneira Thomson Learning, 2001.
- MATTEI, T. S.; CATTELAN, R.; STADUTO, J. A. R. Eficiência da agropecuária dos municípios paranaenses: uma análise por classe de área. *Revista de Política Agrícola*, v. 31, n. 4, p. 8, 2022.

- NANDY, A.; SINGH, P. K. Farm efficiency estimation using a hybrid approach of machine-learning and data envelopment analysis: Evidence from rural eastern india. *Journal of Cleaner Production*, Elsevier, v. 267, p. 122106, 2020.
- PAUL, C. et al. Scale economies and efficiency in us agriculture: are traditional farms history? *Journal of Productivity Analysis*, Springer, v. 22, n. 3, p. 185–205, 2004.
- PEREIRA, C. N.; PORCIONATO, G. L.; CASTRO, C. N. d. Aspectos socioeconômicos da região do matopiba. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2018.
- PICAZO-TADEO, A. J.; REIG-MARTINEZ, E. Farmers' costs of environmental regulation: Reducing the consumption of nitrogen in citrus farming. *Economic Modelling*, Elsevier, v. 24, n. 2, p. 312–328, 2007.
- PODINOVSKI, V. V. Production trade-offs and weight restrictions in data envelopment analysis. *Journal of the operational Research Society*, Springer, v. 55, p. 1311–1322, 2004.
- SANTOS, F. P.; BRAGA, L. A. M.; MOHAMED, A. A. Análise do financiamento do bndes no setor agropecuário brasileiro para o período de 2012 a 2015. *Revista de Gestão e Secretariado (Management and Administrative Professional Review)*, v. 13, n. 3, p. 1142–1159, 2022.
- SCHMIDT, P.; SICKLES, R. C. Production frontiers and panel data. *Journal of Business & Economic Statistics*, Taylor & Francis, v. 2, n. 4, p. 367–374, 1984.
- SILVA, L. C.; JUSTO, W. R.; CAVALCANTE, W. V. Eficiência na agropecuária das regiões intermediárias nordestinas em 2017: uma análise em dois estágios (com uso de dea e tobit). *Revista Brasileira de Economia de Empresas*, v. 22, n. 2, 2022.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models. *Management science*, INFORMS, v. 44, n. 1, p. 49–61, 1998.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. A general methodology for bootstrapping in non-parametric frontier models. *Journal of applied statistics*, Taylor & Francis, v. 27, n. 6, p. 779–802, 2000.
- SIMAR, L.; WILSON, P. W. Statistical inference in nonparametric frontier models: The state of the art. *Journal of productivity analysis*, Springer, v. 13, p. 49–78, 2000.
- SOUSA, M. d. C. S. d.; SOUZA, J. C. F. Escores robustos de eficiência e seus determinantes: o caso das agências do banco do brasil. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), 2014.
- SOUSA, M. D. C. S. D.; STOŠIĆ, B. Technical efficiency of the brazilian municipalities: correcting nonparametric frontier measurements for outliers. *Journal of Productivity analysis*, Springer, v. 24, p. 157–181, 2005.
- TIBSHIRANI, R.; WALTHER, G.; HASTIE, T. Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, Wiley Online Library, v. 63, n. 2, p. 411–423, 2001.

---

TOMA, P. et al. A non-parametric bootstrap-data envelopment analysis approach for environmental policy planning and management of agricultural efficiency in eu countries. *Ecological indicators*, Elsevier, v. 83, p. 132–143, 2017.

VLONTZOS, G.; NIAVIS, S.; MANOS, B. A dea approach for estimating the agricultural energy and environmental efficiency of eu countries. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 40, p. 91–96, 2014.

# Apêndices

# APÊNDICE A – TABELAS E GRÁFICOS

## A.1 Dados gerais

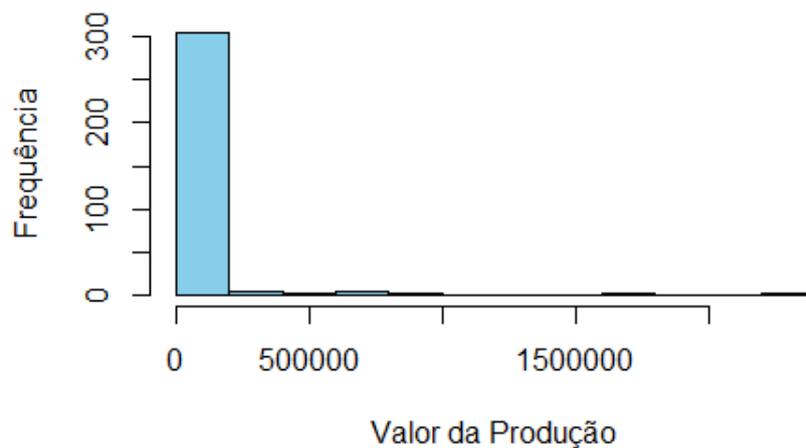
Tabela 13 – Estatísticas Descritivas da Amostra - sem remoção de dados aberrantes

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
Valor da Produção	57.139,60	206.370,42	2.325.433	16
Vínculos Empregatícios	153,44	599,78	6.859	0
Área Plantada	18.531,36	57.174,42	558.799	7
Área irrigada	822,17	4.019,67	43.555	0
Maquinário	96,15	276,21	2.749	0
Adubação	32,01	52,43	392	0
Área do Município	2.199,43	2.489,66	15.902	150
População Estimada (2017)	19.708,84	31.661,73	286.787	1.407

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

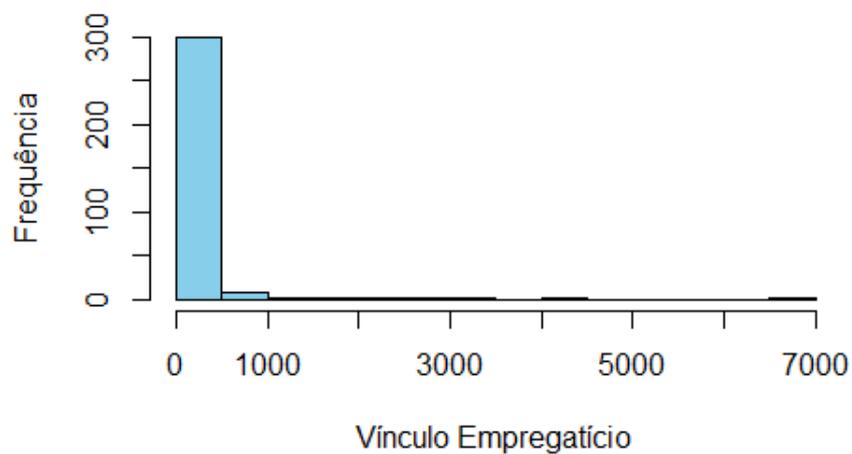
Notas:

Figura 2 – Municípios do *Matopiba*: histograma do valor da produção agrícola



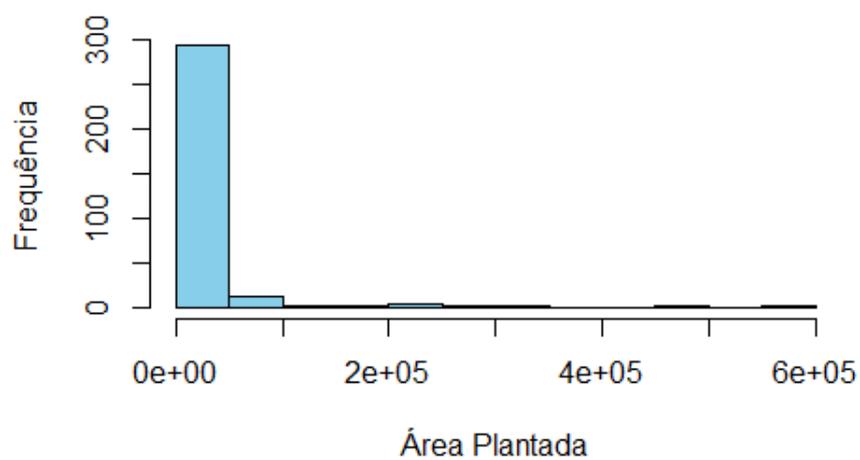
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 3 – Municípios do *Matopiba*: histograma de vínculos empregatícios

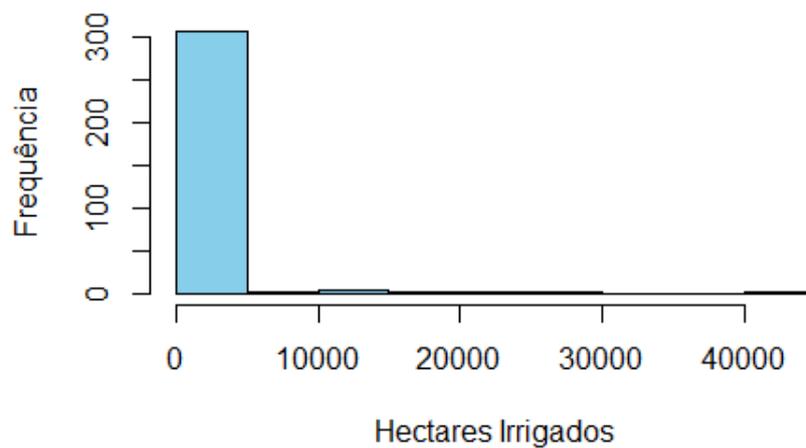


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

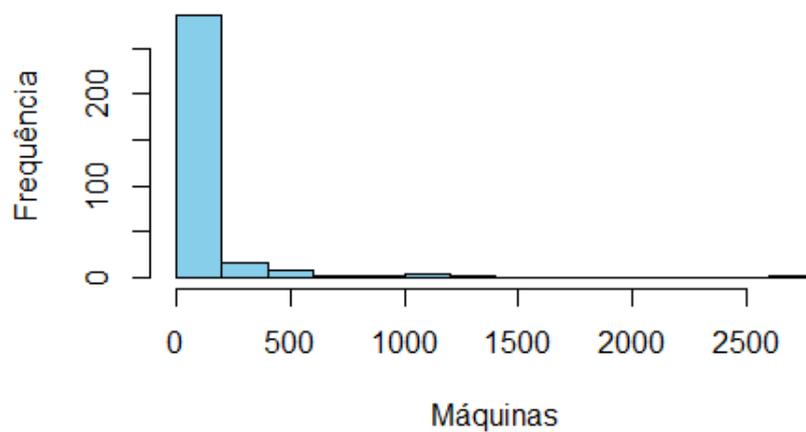
Figura 4 – Municípios do *Matopiba*: histograma da area plantada



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

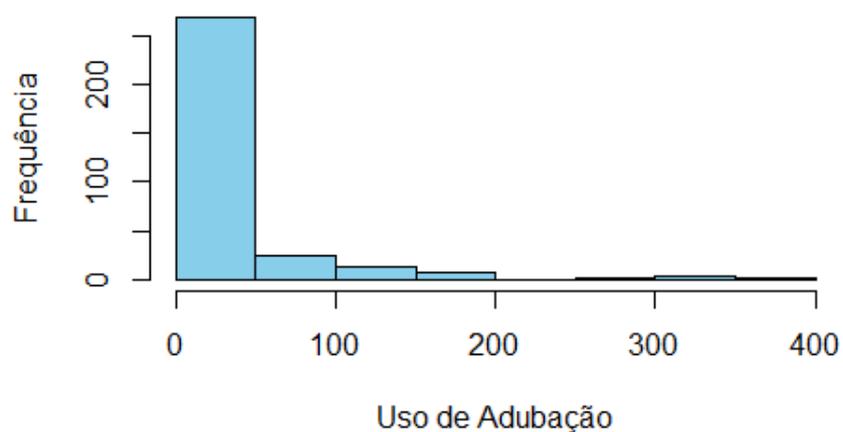
Figura 5 – Municípios do *Matopiba*: histograma da area irrigada

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 6 – Municípios do *Matopiba*: histograma de maquinário

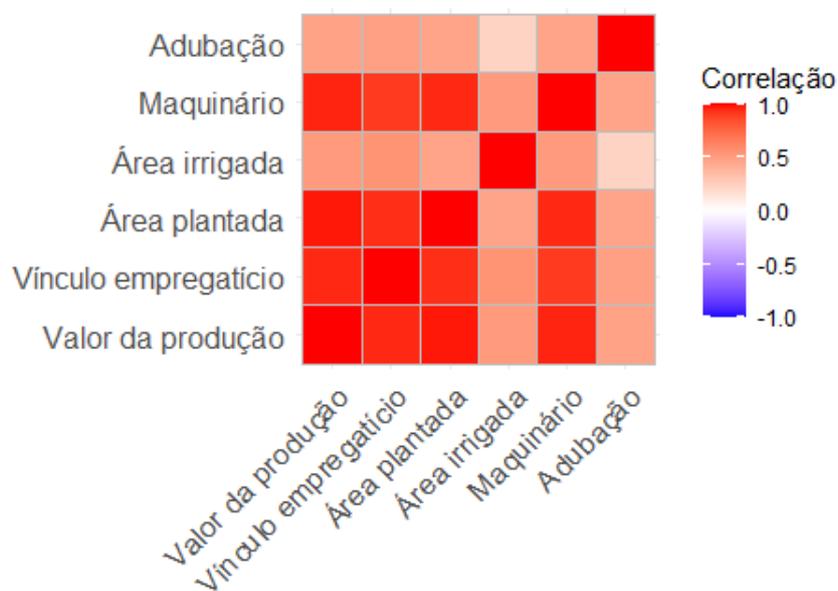
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 7 – Municípios do *Matopiba*: histograma de adubação



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 8 – Correlação entre variáveis usadas no modelo DEA



Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

## A.2 Matopiba I

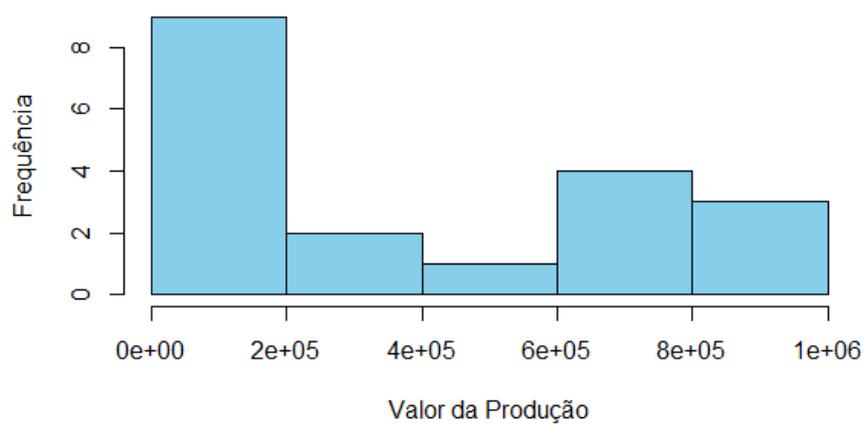
Tabela 14 – Estatísticas descritivas do *Matopiba I* - sem remoção de dados aberrantes

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
Valor da Produção	429.986,64	570367,27	2.325.433	318
Vínculos Empregatícios	1.225,36	1.644,31	6.859	0
Área Plantada	125.784,57	151.350,86	558.799	226
Área irrigada	6.878,84	11.280,75	43.555	0
Maquinário	590,54	730,40	2.749	6
Adubação	97,57	90,85	392	8

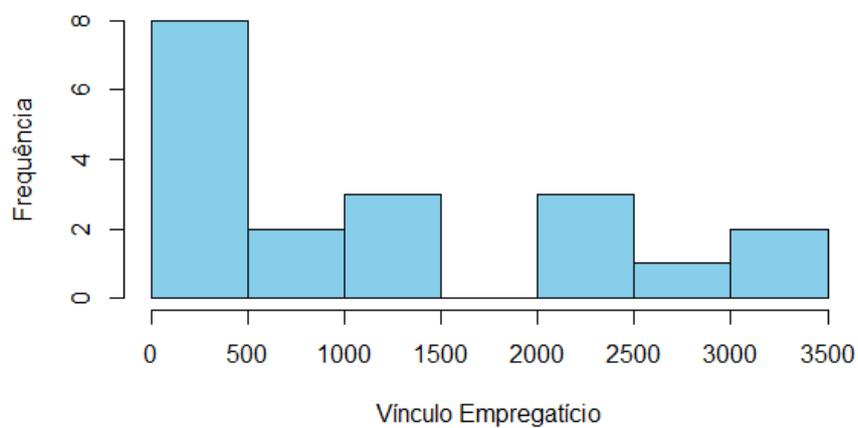
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Notas:

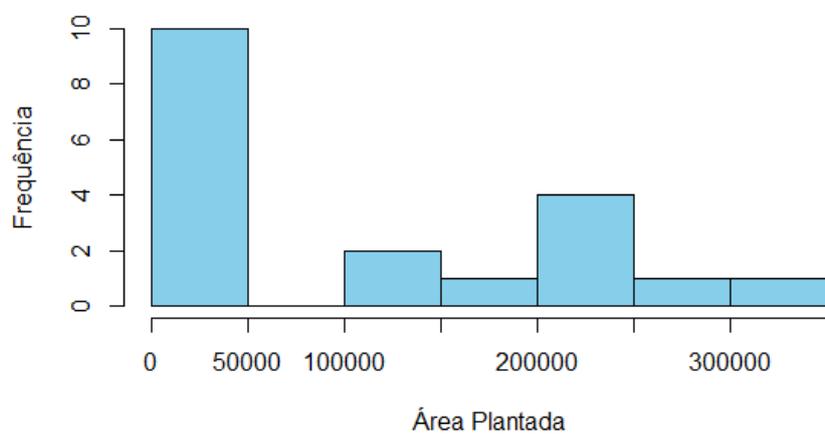
Figura 9 – Municípios do *Matopiba I*: histograma do valor da produção agrícola



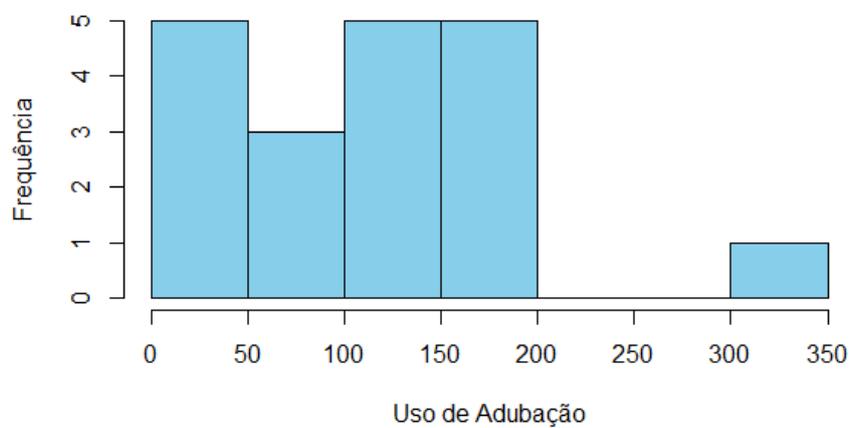
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 10 – Municípios do *Matopiba I*: histograma de vínculos empregatícios

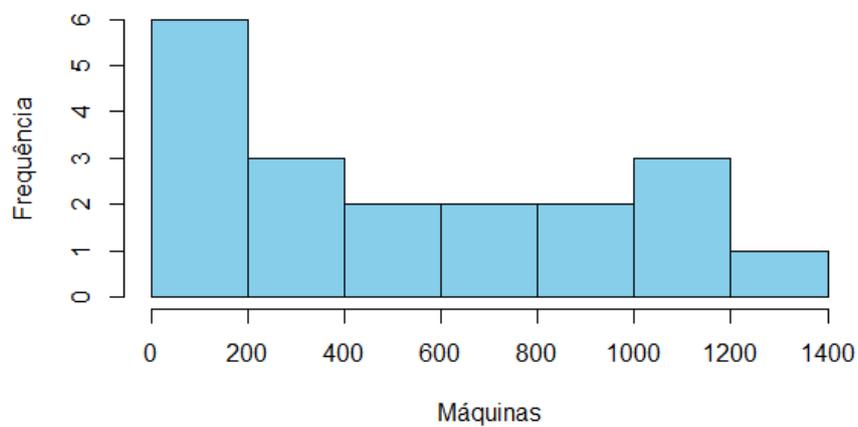
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 11 – Municípios do *Matopiba I*: histograma da área plantada

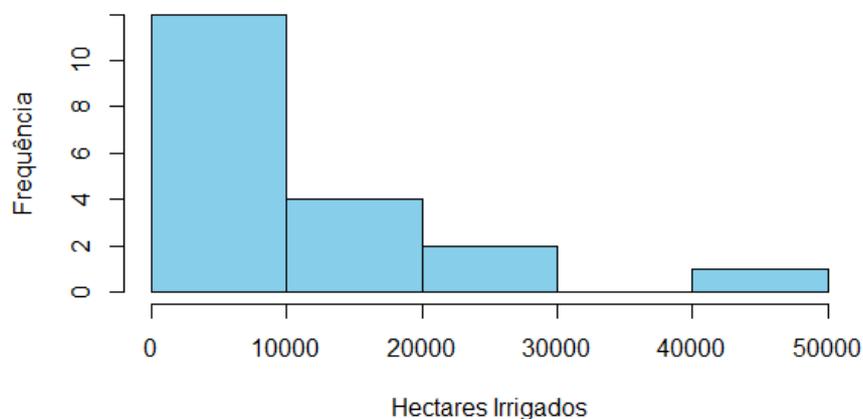
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 12 – Municípios do *Matopiba I*: histograma de adubação

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 13 – Municípios do *Matopiba I*: histograma de maquinário

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 14 – Municípios do *Matopiba I*: histograma da area irrigada

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Tabela 15 – Escore de eficiência dos municípios do *Matopiba I*

DMUs	Escore de eficiência
Açailândia	1
Codó	1
Grajaú	1
Timon	1
Araguaína	1
Formoso do Araguaia	1
Lagoa da Confusão	1
Pium	1
Baixa Grande do Ribeiro	1
Uruçuí	1
Barreiras	1
Cocos	1
Correntina	1
Luís Eduardo Magalhães	1
Riachão das Neves	1
Jaborandi	0,96
Caxias	0,77
Balsas	0,72
Palmas	0,69

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

### A.3 Matopiba II

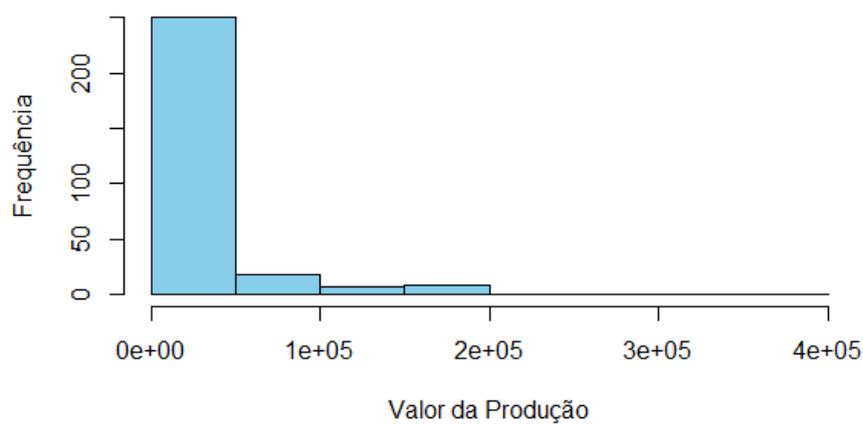
Tabela 16 – Estatísticas descritivas do *Matopiba II* - sem remoção de dados aberrantes

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Máximo	Mínimo
Valor da Produção	21.387,15	42.939,28	365.085	16
Vínculos Empregatícios	50,65	149,44	1.807	0
Área Plantada	8.246,80	15.654,77	108.610	7
Área irrigada	241,40	1.427,27	19.788	0
Maquinário	48,74	91,42	540	0
Adubação	25,72	42,36	392	0

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

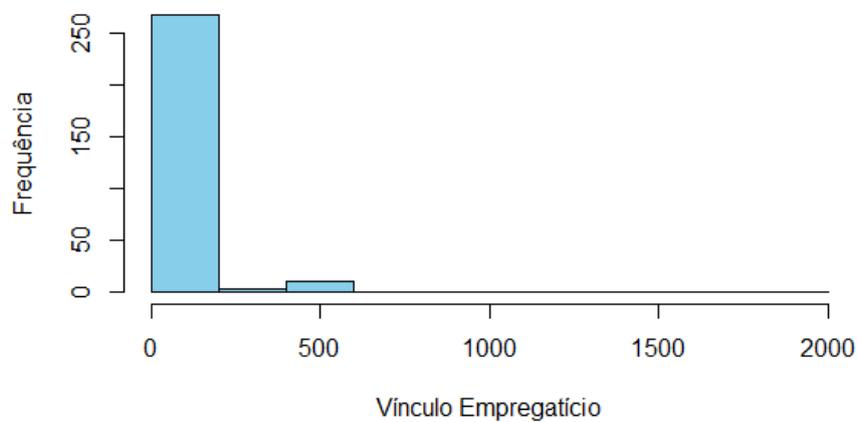
Notas:

Figura 15 – Municípios do *Matopiba II*: histograma do valor da produção agrícola



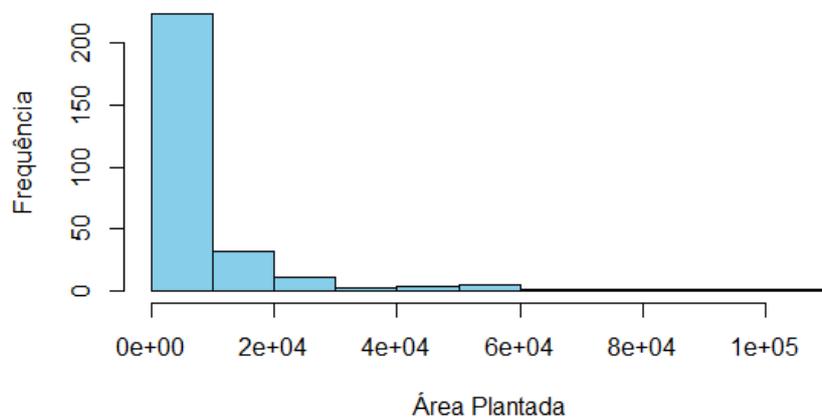
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 16 – Municípios do *Matopiba II*: histograma de vínculos empregatícios

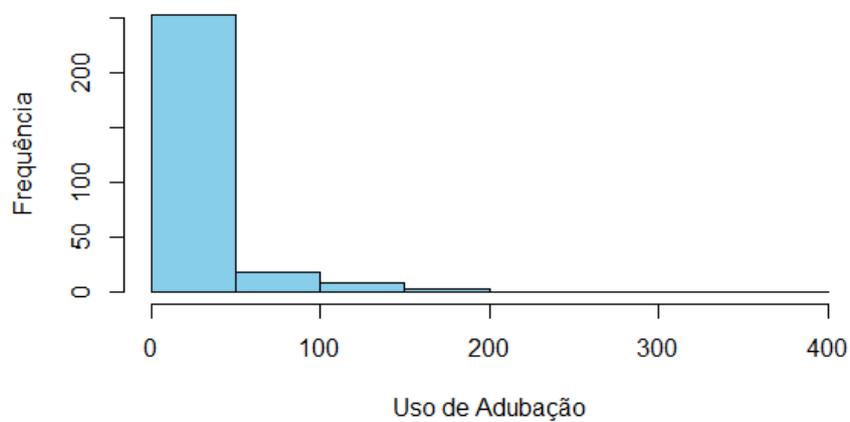


Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

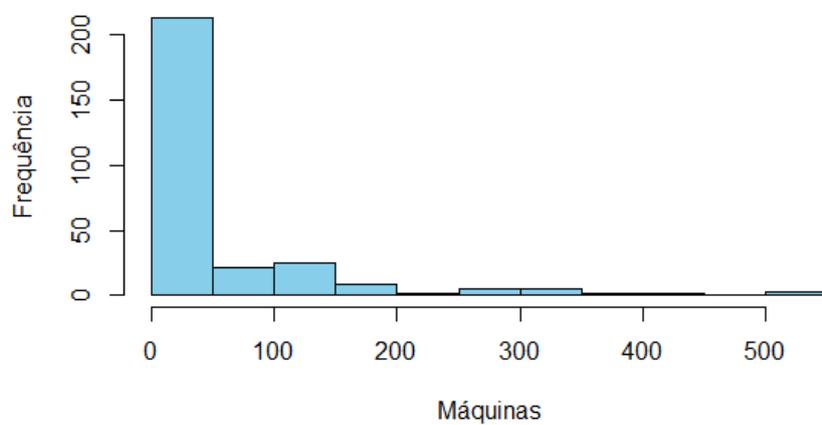
Figura 17 – Municípios do *Matopiba II*: histograma da área plantada



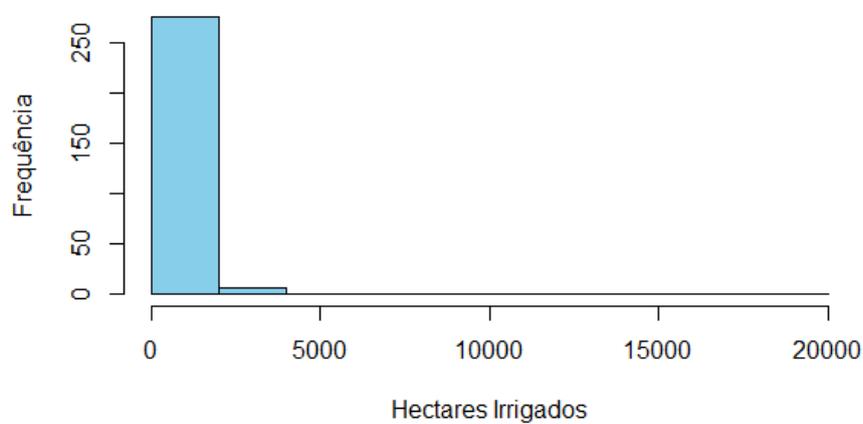
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 18 – Municípios do *Matopiba II*: histograma de adubação

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 19 – Municípios do *Matopiba II*: histograma de maquinário

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Figura 20 – Municípios do *Matopiba II*: histograma da area irrigada

Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

Tabela 17 – Escore de eficiência dos municípios do *Matopiba II*

DMUs	Escore de eficiência
Arame	1
Belágua	1
Buriti Bravo	1
Campestre do Maranhão	1
Coelho Neto	1
Colinas	1
Graça Aranha	1
Lagoa do Mato	1
Lago dos Rodrigues	1
Magalhães de Almeida	1
Pirapemas	1
Ribamar Fiquene	1
São Benedito do Rio Preto	1
São Domingos do Azeitão	1
São Domingos do Maranhão	1
São Mateus do Maranhão	1
Sucupira do Riachão	1
Abreulândia	1
Alvorada	1
Ananás	1

**Tabela 17 – Continuação**

DMUs	Escore de eficiência
Augustinópolis	1
Axixá do Tocantins	1
Barrolândia	1
Buriti do Tocantins	1
Carmolândia	1
Chapada de Areia	1
Chapada da Natividade	1
Crixás do Tocantins	1
Darcinópolis	1
Dois Irmãos do Tocantins	1
Dueré	1
Itaguatins	1
Lagoa do Tocantins	1
Miracema do Tocantins	1
Monte Santo do Tocantins	1
Muricilândia	1
Peixe	1
Sampaio	1
Santa Fé do Araguaia	1
Santa Rita do Tocantins	1
Santa Tereza do Tocantins	1
Santa Terezinha do Tocantins	1
São Félix do Tocantins	1
Taguatinga	1
Alvorada do Gurguéia	1
Barreiras do Piauí	1
Cristalândia do Piauí	1
Gilbués	1
Landri Sales	1
Riacho Frio	1
Ribeiro Gonçalves	1
Santa Filomena	1
Sebastião Leal	1
Angical	1
Santana	1
Wanderley	1

Tabela 17 – Continuação

DMUs	Escore de eficiência
Figueirópolis	0,9997
Monte Alegre do Piauí	0,9937
Loreto	0,9936
Araguacema	0,9930
Itinga do Maranhão	0,9913
Pedro Afonso	0,9868
Brejo	0,9763
Baianópolis	0,9701
São Raimundo das Mangabeiras	0,9598
Aldeias Altas	0,9575
Sambaíba	0,9401
Ponte Alta do Tocantins	0,9354
Mata Roma	0,9333
Nina Rodrigues	0,9288
Antônio Almeida	0,9215
Pequizeiro	0,9109
Cristalândia	0,9021
Carrasco Bonito	0,8982
Buriti	0,8961
Dianópolis	0,8834
São Bento do Tocantins	0,8833
Serra do Ramalho	0,8798
São Luís Gonzaga do Maranhão	0,8715
Olho d'Água das Cunhãs	0,8679
Corrente	0,8635
Rio da Conceição	0,8634
Pindorama do Tocantins	0,8602
Nova Olinda	0,8563
Angico	0,8502
Miranorte	0,8490
Sucupira	0,8416
Anapurus	0,8414
Divinópolis do Tocantins	0,8252
Colinas do Tocantins	0,8212
Santa Rosa do Tocantins	0,8031
Bom Jesus	0,7947

**Tabela 17 – Continuação**

DMUs	Escore de eficiência
Monte do Carmo	0,7886
Caseara	0,7807
Milagres do Maranhão	0,7791
São Bernardo	0,7757
Marianópolis do Tocantins	0,7726
Itaporã do Tocantins	0,7679
Aliança do Tocantins	0,7622
Porto Nacional	0,7586
Colméia	0,7559
Silvanópolis	0,7547
Barreirinhas	0,7529
Carolina	0,7490
Pugmil	0,7483
Primeira Cruz	0,7463
Pio XII	0,7417
Trizidela do Vale	0,7405
Xambioá	0,7394
São Valério	0,7351
Currais	0,7348
Cachoeirinha	0,7295
Jaú do Tocantins	0,7294
Almas	0,7246
Tupirama	0,7166
Brejinho de Nazaré	0,7139
Araguaçu	0,7089
Gurupi	0,7084
Palmeira do Piauí	0,7071
Vila Nova dos Martírios	0,7017
Campos Lindos	0,6974
Rio dos Bois	0,6956
Aparecida do Rio Negro	0,6914
Guaraí	0,6877
Tocantinópolis	0,6829
Lago Verde	0,6821
Sítio Novo do Tocantins	0,6808
Cariri do Tocantins	0,6744

Tabela 17 – Continuação

DMUs	Escore de eficiência
Natividade	0,6739
Couto Magalhães	0,6738
Parnarama	0,6734
São Sebastião do Tocantins	0,6730
Pastos Bons	0,6691
Palmeirópolis	0,6652
Araguatins	0,6618
Filadélfia	0,6605
Nova Colinas	0,6524
Santo Amaro do Maranhão	0,6510
Santo Antônio dos Lopes	0,6492
São Félix de Balsas	0,6477
Itacajá	0,6381
Wanderlândia	0,6360
Avelino Lopes	0,6355
Itapiratins	0,6343
Chapadinha	0,6332
Satubinha	0,6312
Goiatins	0,6288
Riachão	0,6270
Santa Quitéria do Maranhão	0,6269
São Félix do Coribe	0,6250
Luzinópolis	0,6243
Sebastião Barros	0,6232
São Miguel do Tocantins	0,6189
São Francisco do Maranhão	0,6183
Capinzal do Norte	0,6142
Bandeirantes do Tocantins	0,6096
Maurilândia do Tocantins	0,6069
São Pedro dos Crentes	0,6052
Duque Bacelar	0,6049
Governador Luiz Rocha	0,6031
Riachinho	0,5981
Cotegipe	0,5929
São Francisco do Brejão	0,5907
Sandolândia	0,5890

**Tabela 17 – Continuação**

DMUs	Escore de eficiência
Paraibano	0,5876
Feira Nova do Maranhão	0,5850
Esperantinópolis	0,5830
Esperantina	0,5758
Fortaleza dos Nogueiras	0,5671
Novo Alegre	0,5620
Lajeado Novo	0,5595
Urbano Santos	0,5567
Humberto de Campos	0,5556
Novo Jardim	0,5494
Redenção do Gurguéia	0,5468
Canápolis	0,5460
Presidente Vargas	0,5460
São Gonçalo do Gurguéia	0,5459
São Raimundo do Doca Bezerra	0,5346
Tupiratins	0,5274
Novo Acordo	0,5260
Arraias	0,5239
Lago do Junco	0,5177
Palmeiras do Tocantins	0,5165
Babaçulândia	0,5129
Porto Alegre do Piauí	0,5093
Senador Alexandre Costa	0,5089
Feira da Mata	0,5049
Bom Lugar	0,5026
Barra do Ouro	0,5022
Tuntum	0,5007
Manoel Emídio	0,4988
São Salvador do Tocantins	0,4980
Paraíso do Tocantins	0,4937
Arapoema	0,4922
Pedreiras	0,4834
Benedito Leite	0,4797
Mansidão	0,4767
Cidelândia	0,4737
Sítio Novo	0,4727

Tabela 17 – Continuação

DMUs	Escore de eficiência
Porto Franco	0,4724
Combinado	0,4679
Tutóia	0,4676
Palmeirante	0,4622
Poção de Pedras	0,4557
Alto Alegre do Maranhão	0,4514
São Roberto	0,4474
Nazaré	0,4466
Santa Luz	0,4466
Buritirana	0,4434
Júlio Borges	0,4427
Fortuna	0,4413
Tocantínia	0,4397
Aguiarnópolis	0,4353
Nova Rosalândia	0,4349
Sucupira do Norte	0,4267
João Lisboa	0,4238
Ponte Alta do Bom Jesus	0,4180
São José dos Basílios	0,4164
Santa Maria do Tocantins	0,4120
Bertolínia	0,4115
Bacabal	0,4054
Aragominas	0,3996
Piraquê	0,3989
Igarapé Grande	0,3968
São João dos Patos	0,3947
Joselândia	0,3899
Nova Iorque	0,3815
Taipas do Tocantins	0,3800
Lizarda	0,3743
Itaipava do Grajaú	0,3731
Cristópolis	0,3640
Cristino Castro	0,3622
Governador Eugênio Barros	0,3614
Vargem Grande	0,3605
Parnaguá	0,3482

**Tabela 17 – Continuação**

DMUs	Escore de eficiência
Araioses	0,3474
Lima Campos	0,3466
Itapecuru Mirim	0,3451
Tabocas do Brejo Velho	0,3400
Fátima	0,3394
Paulino Neves	0,3320
Senador La Rocque	0,3320
Governador Edison Lobão	0,3270
Davinópolis	0,3233
Marcos Parente	0,3221
Santana do Maranhão	0,3172
Governador Archer	0,3159
Fernando Falcão	0,3138
Presidente Dutra	0,3098
Matões do Norte	0,3078
Lajeado	0,3065
Matões	0,3054
Cantanhede	0,2995
Curimatá	0,2945
Água Doce do Maranhão	0,2919
São João do Paraíso	0,2870
Barão de Grajaú	0,2848
Coribe	0,2838
Santa Maria da Vitória	0,2804
Rio Sono	0,2781
Passagem Franca	0,2716
Serra Dourada	0,2697
Santa Filomena do Maranhão	0,2684
Montes Altos	0,2656
Gonçalves Dias	0,2640
Estreito	0,2631
Brejolândia	0,2573
Jenipapo dos Vieiras	0,2540
Formosa da Serra Negra	0,2516
Dom Pedro	0,2466
Morro Cabeça no Tempo	0,2443

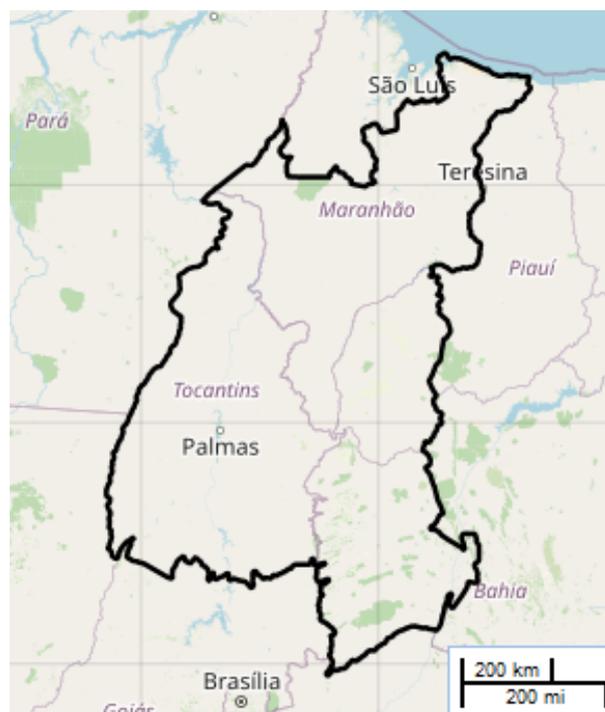
**Tabela 17 – Continuação**

DMUs	Escore de eficiência
Coroatá	0,2435
São Pedro da Água Branca	0,2405
Miranda do Norte	0,2403
Eliseu Martins	0,2299
Santa Rita de Cássia	0,2248
Colônia do Gurguéia	0,2242
São João do Soter	0,2222
Catolândia	0,2071
Peritoró	0,1959
Timbiras	0,1867
Sítio do Mato	0,1514
Carinhanha	0,1410
Bom Jesus da Lapa	0,1002
Paratinga	0,0514

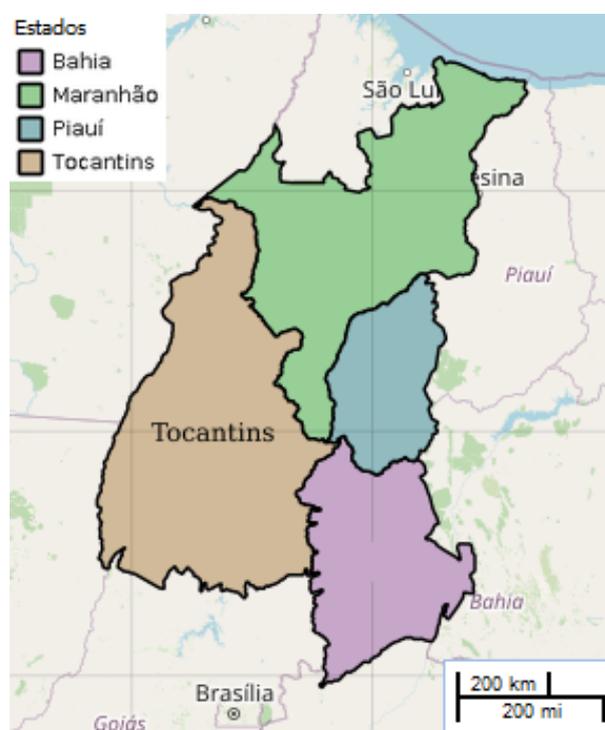
Fonte: Elaboração própria a partir de dados da pesquisa.

# Anexos

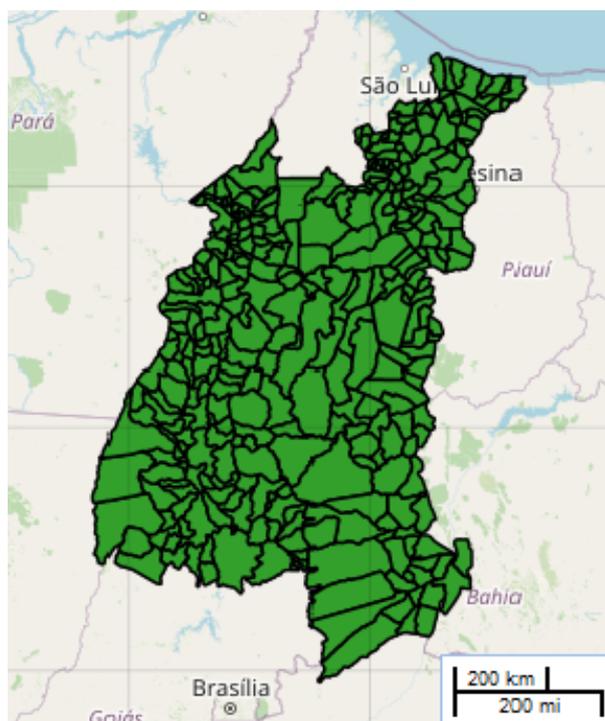


Figura 22 – Delimitação geográfica do *Matopiba*

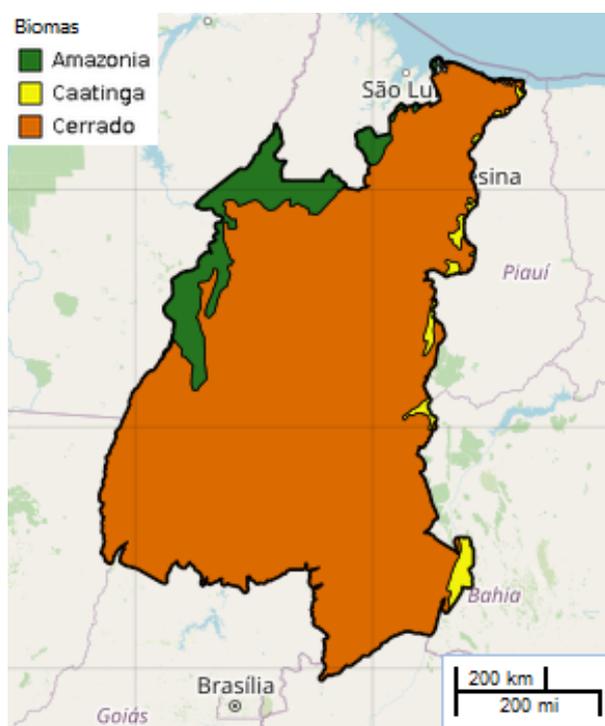
Fonte: (EMBRAPA, 2020).

Figura 23 – Delimitação geográfica do *Matopiba*: estados

Fonte: (EMBRAPA, 2020).

Figura 24 – Delimitação geográfica do *Matopiba*: municípios

Fonte: (EMBRAPA, 2020).

Figura 25 – Delimitação geográfica do *Matopiba*: biomas

Fonte: (EMBRAPA, 2020).