

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
GOIANO - CAMPUS CERES
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E INOVAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM IRRIGAÇÃO NO CERRADO

**ALTERAÇÃO DE USO DA TERRA NA REGIÃO
MATOPIBA E A RELAÇÃO DA AGRICULTURA
IRRIGADA E ESTOQUE DE CARBONO ORGÂNICO DO
SOLO NO MUNICÍPIO DE SÃO DESIDÉRIO-BA**

Autor: Carlos Antônio dos Santos Cardoso
Orientador: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva
Coorientador interno: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira
Coorientador externo: Prof. Dr. Marcos Vinícius da Silva

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
GOIANO - CAMPUS CERES
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA, PÓS-GRADUAÇÃO E INOVAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM IRRIGAÇÃO NO CERRADO

**ALTERAÇÃO DE USO DA TERRA NA REGIÃO
MATOPIBA E A RELAÇÃO DA AGRICULTURA
IRRIGADA E ESTOQUE DE CARBONO ORGÂNICO DO
SOLO NO MUNICÍPIO DE SÃO DESIDÉRIO-BA**

Autor: Carlos Antônio dos Santos Cardoso
Orientador: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva
Coorientador: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira
Coorientador externo: Prof. Dr. Marcos Vinícius da Silva

Dissertação apresentada, como parte das exigências para obtenção do título de MESTRE EM IRRIGAÇÃO NO CERRADO, ao Programa de Pós-Graduação em Irrigação no Cerrado do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano - Campus Ceres – Área de Concentração: Tecnologias de Irrigação

**Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do
Programa de Geração Automática do Sistema Integrado de Bibliotecas do IF Goiano - SIBi**

C268 Cardoso, Carlos Antônio dos Santos
 ALTERAÇÃO DE USO DA TERRA NA REGIÃO
 MATOPIBA E A RELAÇÃO DA AGRICULTURA IRRIGADA
 E ESTOQUE DE CARBONO ORGÂNICO DO SOLO NO
 MUNICÍPIO DE SÃO DESIDÉRIO-BA / Carlos Antônio dos
 Santos Cardoso. Ceres 2026.

100f. il.

Orientador: Prof. Me. Jhon Lennon Bezerra da Silva.

Coorientador: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira.

Dissertação (Mestre) - Instituto Federal Goiano, curso de
0333064 - Mestrado Profissional em Irrigação no Cerrado -
Ceres (Campus Ceres).

1. Agricultura Irrigada. 2. Carbono Orgânico no Solo. 3.
MATOPIBA. 4. Pivô Central. 5. Sensoriamento Remoto. I.

Título.



TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR PRODUÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS NO REPOSITÓRIO INSTITUCIONAL DO IF GOIANO

Com base no disposto na Lei Federal nº 9.610, de 19 de fevereiro de 1998, AUTORIZO o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano a disponibilizar gratuitamente o documento em formato digital no Repositório Institucional do IF Goiano (RIIF Goiano), sem ressarcimento de direitos autorais, conforme permissão assinada abaixo, para fins de leitura, download e impressão, a título de divulgação da produção técnico-científica no IF Goiano.

IDENTIFICAÇÃO DA PRODUÇÃO TÉCNICO-CIENTÍFICA

Tese (doutorado)

Dissertação (mestrado)

Monografia (especialização)

TCC (graduação)

Artigo científico

Capítulo de livro

Livro

Trabalho apresentado em evento

Produto técnico e educacional - Tipo: Código de processamento digital em linguagem computacional.

Nome completo do autor:

Carlos Antônio dos Santos Cardoso

Matrícula:

2024103330640006

Título do trabalho:

Alteração de uso da terra na região Matopiba e a relação da agricultura irrigada e estoque de carbono orgânico do solo no município de São Desidério-BA.

RESTRIÇÕES DE ACESSO AO DOCUMENTO

Documento confidencial: Não Sim, justifique:

Informe a data que poderá ser disponibilizado no RIIF Goiano: 19 / 03 / 2026

O documento está sujeito a registro de patente? Sim Não

O documento pode vir a ser publicado como livro? Sim Não

DECLARAÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO NÃO-EXCLUSIVA

O(a) referido(a) autor(a) declara:

- Que o documento é seu trabalho original, detém os direitos autorais da produção técnico-científica e não infringe os direitos de qualquer outra pessoa ou entidade;
- Que obteve autorização de quaisquer materiais inclusos no documento do qual não detém os direitos de autoria, para conceder ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano os direitos requeridos e que este material cujos direitos autorais são de terceiros, estão claramente identificados e reconhecidos no texto ou conteúdo do documento entregue;
- Que cumpriu quaisquer obrigações exigidas por contrato ou acordo, caso o documento entregue seja baseado em trabalho financiado ou apoiado por outra instituição que não o Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia Goiano.

Goiânia - GO

Local

17 / 03 / 2026

Data

Assinatura do autor e/ou detentor dos direitos autorais

Ciente e de acordo:

Assinatura do(a) orientador(a)



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SECRETARIA DE EDUCAÇÃO PROFISSIONAL E TECNOLÓGICA
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA GOIANO

Ata nº 20/2025 - CCMIC-CE/GPPI/CMPCE/IFGOIANO

ATA DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO

Aos 26 dias do mês de setembro do ano de dois mil e vinte cinco, realizou-se a Defesa de Dissertação do acadêmico **Carlos Antonio dos Santos Cardoso** do Curso de Mestrado Profissional em Irrigação no Cerrado, número de defesa 078, matrícula 2024103330640006, RG [REDACTED] SSP - GO, CPF: [REDACTED], cuja dissertação intitula-se "**Alteração de uso da terra no MATOPIBA e a relação da agricultura irrigada e estoque de carbono do solo no município de São Desidério**". A defesa iniciou-se às **8:00** horas, finalizando-se às **11** horas e **10** minutos, onde a banca examinadora considerou o trabalho **APROVADO COM CORREÇÕES**, estando apto para fins de conclusão da Dissertação, devendo o acadêmico apresentar no prazo de sessenta (60) dias a versão final corrigida conforme considerações da banca, em formato digital (PDF), acompanhado do termo de autorização para publicação eletrônica (devidamente assinado pelo autor), para posterior inserção no Sistema de Gerenciamento do Acervo e acesso ao usuário via internet. Os integrantes da banca examinadora assinam a presente ata.

Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva

Presidente da banca

IF Goiano - Campus Ceres

Prof. Dr. Roriz Luciano Machado

Avaliador Interno

IF Goiano - Campus Ceres

Prof. Dr. Pedro Henrique Dias Batista

Avaliador Externo

Empresa de Assistência Técnica e Extensão Rural do Ceará - EMATERCE

Documento assinado eletronicamente por:

- **Jhon Lennon Bezerra da Silva**, **PROF ENS BAS TEC TECNOLÓGICO - VISITANTE**, em 26/09/2025 11:12:00.
- **Roriz Luciano Machado**, **PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLÓGICO**, em 26/09/2025 11:13:24.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 25/08/2025. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifgoiano.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 736040

Código de Autenticação: 1cab57dde3



INSTITUTO FEDERAL GOIANO

Campus Ceres

Rodovia GO-154, Km 03, SN, Zona Rural, CERES / GO, CEP 76300-000

(62) 3307-7100

A Deus e à minha família,

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Acredito em uma força superior, responsável pelo que conhecemos como vida, a esta força chamo de Deus! A Ele, meu agradecimento pela vida e pela oportunidade de chegar até aqui. Dedico esse momento ao meu saudoso pai, meu modelo. Também dedico às minhas duas mães, pelo incentivo e dedicação, pois o sacrifício delas foi meu apoio pelo caminho dos estudos até a graduação. Ainda dedico à minha irmã, pela confiança e pelos cuidados com que me cercou desde antes do nascimento. Agradeço à minha esposa e filhos, pela parceria e paciência nesta jornada.

Ao professor Jhon Lennon Bezerra da Silva e ao professor Henrique Fonseca Elias de Oliveira, meus sinceros agradecimentos pela orientação, incentivo e contribuições valiosas, que foram fundamentais para a realização e conclusão deste trabalho.

Às plataformas de acesso aberto: MapBiomas; Google Earth Engine e Projeto R, pela disponibilidade de dados e fornecimento de ferramentas, produtos e banco de dados, essenciais para o desenvolvimento desta pesquisa.

Ao apoio técnico e tecnológico do Programa de Pós-Graduação em Irrigação do Cerrado (PPGIC) e do Laboratório de Tecnologias de Irrigação (Lab.TI) do Instituto Federal Goiano – Campus Ceres.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás (FAPEG) pelo apoio financeiro à pesquisa.

À banca examinadora, pelas relevantes considerações que auxiliaram a moldar e alcançar o alto impacto no trabalho de Dissertação.

Aos meus professores do Instituto Federal Goiano – Campus Ceres, por quem guardo profundo respeito e admiração, pelos ensinamentos compartilhados ao longo do curso.

Aos colegas e amigos que estiveram presentes com palavras de incentivo e

auxílio, sempre fortalecendo minha caminhada acadêmica.

E, por fim, agradeço ao Instituto Federal Goiano – Campus Ceres, pela presteza, estrutura e acolhimento, que proporcionaram um ambiente fértil para o desenvolvimento deste estudo.

“Mesmas regras se aplicam”

Irvine Welsh

BIOGRAFIA DO AUTOR

Carlos Antônio dos Santos Cardoso, natural de Goiânia (GO), graduado em Engenharia Agrícola pela Universidade Estadual de Goiás – UnUCET (2014). Atualmente é consultor técnico em projetos de irrigação no Brasil. Em 2024, ingressou no Programa de Pós-Graduação em Irrigação no Cerrado, do Instituto Federal Goiano – Campus Ceres, desenvolvendo a dissertação intitulada “*Alteração de uso da terra na região Matopiba e a relação da agricultura irrigada e estoque de carbono orgânico do solo no município de São Desidério-BA*”, defendida em setembro de 2025.

RESUMO

CARLOS ANTÔNIO DOS SANTOS CARDOSO. Instituto Federal Goiano – Campus Ceres – GO, setembro de 2025. Alteração de uso da terra na região MATOPIBA e a relação da agricultura irrigada e estoque de carbono orgânico do solo no município de São Desidério-BA. Orientador: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva. Coorientador interno: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira. Coorientador externo: Prof. Dr. Marcos Vinícius da Silva.

A região do MATOPIBA, que abrange parte dos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, tornou-se uma das principais fronteiras agrícolas do Brasil. Esse processo levou a uma intensa mudança da paisagem, com a célere conversão da vegetação nativa em áreas agrícolas mecanizadas. O propósito deste trabalho foi analisar a dinâmica espaço-temporal da ocupação e uso do solo na região do MATOPIBA entre 1985 e 2023, focando especialmente no município de São Desidério (BA), polo de agricultura irrigada da região, além de investigar a irrigação por pivô central e sua relação com os estoques de Carbono Orgânico do Solo (COS) e NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). A abordagem combinou produtos de sensoriamento remoto, séries temporais do Landsat processadas pelo MapBiomas e análises estatísticas multitemporais (testes de Mann-Kendall e Sen's Slope), além da base MapBiomas Solo, para avaliar a evolução dos estoques de carbono orgânico em diferentes faixas (0–10; 10–20; 20–30; 30–40; 40–50; 50–60; 60–70; 70–80 e >80 t ha⁻¹). Os dados mostraram redução acentuada da cobertura nativa e dos mosaicos de uso no MATOPIBA, com tendência estatisticamente significativa de perda ($\tau < 0$; $p < 0,001$), ao passo que houve um crescimento rápido da agricultura mecanizada, principalmente da soja (+8.737 ha/ano⁻¹) e do algodão (+1.479 ha/ano⁻¹). No município de São Desidério, foi evidenciado o fortalecimento de um núcleo de produção agrícola irrigada, sustentado pela rápida expansão dos pivôs centrais ($\tau = 0,989$; Sen's slope = +1.200 ha/ano⁻¹), enquanto as classes de água enfrentaram retração média de -29 ha/ano⁻¹, indicando crescente pressão sobre o aquífero Urucuia. No que se refere ao carbono orgânico do solo, foi observada redistribuição dos

estoques: diminuição anual de -882 ha na classe que tem mais de 80 t ha^{-1} e de -138 ha na faixa de $70\text{--}80 \text{ t ha}^{-1}$, acompanhada de um aumento nas categorias intermediárias, especialmente na categoria de $60\text{--}70 \text{ t ha}^{-1}$ ($+510 \text{ ha/ano}^{-1}$). A comparação entre áreas irrigadas e não irrigadas indicou que o COS médio (t ha^{-1}) permaneceu superior nas áreas irrigadas em relação às áreas não irrigadas, mantendo diferença relativa estável entre $47\%\text{--}66\%$. Os dados do NDVI mostram baixos índices nas regiões onde houve desmatamento da vegetação nativa no início do período de expansão da agricultura, no entanto, após 2010, foi observado aumento nos índices de NDVI, especialmente nas áreas agrícolas irrigadas. Estes resultados indicam que a irrigação por pivô central leva a uma maior estabilidade dos estoques de carbono em solos arenosos. No entanto, não é capaz de manter altos níveis sem a implementação de práticas conservacionistas, como o plantio direto, a rotação de culturas e a cobertura permanente do solo. Chega-se, então, à conclusão de que o MATOPIBA, particularmente São Desidério, configuram-se como núcleos cruciais da agricultura nacional, interligando a elevada produção agrícola a desafios sociais e ambientais. A irrigação se destaca como um fator crucial, capaz de manter estoques intermediários de carbono e aumentar a resiliência na produção. Porém, para que tenha sua máxima eficácia, é fundamental que seja integrada a métodos de manejo sustentável e a políticas públicas que harmonizem a segurança alimentar, a conservação ambiental e a mitigação das mudanças climáticas. Os resultados sublinham a importância da combinação de indicadores médios, distribuições por classe e mapas anuais para o monitoramento em escala regional e municipal, tanto para o debate científico quanto para a elaboração de políticas públicas relacionadas à agricultura irrigada e ao mercado de carbono no Brasil.

Palavras-chave: Agricultura Irrigada. Carbono Orgânico no Solo. MATOPIBA. Pivô Central. Sensoriamento Remoto;

ABSTRACT

CARLOS ANTÔNIO DOS SANTOS CARDOSO. Goiano Federal Institute, Ceres Campus, Goiás State (GO), Brazil, September 2025. **Land use change in the MATOPIBA region and its relationship with irrigated agriculture and soil organic carbon stocks in São Desidério, Bahia State (BA), Brazil.** Advisor: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva. Internal Co-advisor: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira. External Co-advisor: Prof. Dr. Marcos Vinícius da Silva.

The MATOPIBA region, encompassing parts of the Brazilian States (Maranhão, Tocantins, Piauí, and Bahia) has become one of the country's main agricultural frontiers. This process has led to intense landscape transformation, marked by the rapid conversion of native vegetation into mechanized agricultural areas. The objective of this study was to analyze the spatiotemporal dynamics of land occupation and use in the MATOPIBA region from 1985 to 2023 with a particular focus on the municipality of São Desidério, Bahia (BA), a major hub of irrigated agriculture. Additionally, the study investigated the expansion of center pivot irrigation and its relationship with Soil Organic Carbon (SOC) stocks and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). The methodological approach combined remote sensing products and Landsat time series processed through the MapBiomas platform, and multitemporal statistical analyses, including the Mann-Kendall trend test and Sen's Slope estimator. Data from the MapBiomas Solo database were also used to assess changes in organic carbon stocks across different classes (0–10; 10–20; 20–30; 30–40; 40–50; 50–60; 60–70; 70–80, and >80 t ha⁻¹). The data indicated a pronounced reduction in native vegetation cover and in land-use mosaics across the MATOPIBA region, with a statistically significant trend of loss ($\tau < 0$; $p < 0.001$). In contrast, mechanized agriculture expanded rapidly, particularly soybean cultivation (+8,737 ha/year⁻¹) and cotton (+1,479 ha/year⁻¹). A strengthening core of irrigated agricultural production was identified in the São Desidério municipality, supported by the rapid expansion of center pivot irrigation systems ($\tau = 0.989$; Sen's slope = +1,200 ha/year⁻¹). Conversely, water-related land cover classes showed an

average reduction of -29 ha/year^{-1} , indicating increasing pressure on the Urucuia aquifer. Regarding to organic carbon, a redistribution of SOC stocks was found as characterized by annual decreases of -882 ha in the $>80 \text{ t ha}^{-1}$ class and -138 ha in the $70\text{--}80 \text{ t ha}^{-1}$ class, accompanied by an expansion of intermediate classes, especially the $60\text{--}70 \text{ t ha}^{-1}$ category ($+510 \text{ ha/year}^{-1}$). Comparisons between irrigated and non-irrigated areas indicated that mean SOC stocks (t ha^{-1}) remained consistently higher in irrigated areas, with a stable relative difference raging from 47% to 66%. NDVI results showed low values in areas where native vegetation was removed during the initial phase of agricultural expansion. However, NDVI values increased after 2010, especially in irrigated agricultural areas. These findings suggested that center pivot irrigation contributes to greater stability of soil carbon stocks in sandy soils. Nevertheless, irrigation alone is insufficient to sustain high SOC levels without the implementation of conservation practices, such as no-tillage systems, crop rotation, and permanent soil cover. Overall, the results highlights the MATOPIBA region, particularly São Desidério, as a crucial centers of Brazilian agriculture, where high agricultural productivity is closely linked to significant social and environmental challenges. Irrigation emerges as a crucial factor in maintaining intermediate carbon stocks and enhance production resilience. However, its maximum effectiveness depends on integration with sustainable land management practices and public policies that reconcile food security, environmental conservation, and climate change mitigation. Furthermore, the results highlight the importance of combining mean indicators, class-based distributions, and annual maps for regional and municipal-scale monitoring, supporting both scientific debate and the development of public policies related to irrigated agriculture and carbon markets in Brazil.

Keywords: Center Pivot. Irrigated Agriculture. MATOPIBA. Remote Sensing. Soil Organic Carbon.

LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1 Localização espacial da região do MATOPIBA, com destaque para o município de São Desidério-BA, Brasil.....	17
Figura 2 Interface da programação digital do NDVI para São Desidério-BA na plataforma Google Earth Engine.....	33
Figura 3 Dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra (LULC) para a região MATOPIBA, entre 1985 e 2023.....	36
Figura 4 Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as classes LULC na região do MATOPIBA, entre 1985 e 2023.....	39
Figura 5 Dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra (LULC) para o município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023.....	40
Figura 6 Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as classes LULC majoritárias (Floresta, Agropecuária, Vegetação Herbácea e Arbustiva, Área não Vegetada e Corpos Hídricos) no município de São Desidério, entre 1985 e 2023.....	42
Figura 7 Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as classes LULC majoritárias (Pastagem, Agricultura, Lavoura Temporária, Soja, Algodão, Mosaico de Usos e Silvicultura) no município de São Desidério, entre 1985 e 2023.....	44
Figura 8 Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para área de irrigação via pivô central no município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023.....	46
Figura 9 Distribuição espaço-temporal da área irrigada por pivô central no município de São Desidério-BA, no período de 1985 a 2023.....	46
Figura 10 Comparativo da área de irrigação via pivô central, vegetação e	48

	agricultura no município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023.....	
Figura 11	Comparativo da área de irrigação via pivô central, agricultura, soja, algodão e café no município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023.....	49
Figura 12	Distribuição espaço-temporal do estoque de carbono orgânico na camada 0-30 cm no município de São Desidério-BA, no período de 1985 a 2023.....	50
Figura 13	Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para estoque de carbono nas faixas de 0-10 t ha ¹ , 30-40 t ha ¹ , 40-50 t ha ¹ , 50-60 t ha ¹ , 60-70 t ha ¹ , 70-80 t ha ¹ e >80 t ha ¹ , na camada de 0-30 cm, no município de São Desidério, entre 1985 e 2023.....	52
Figura 14	Tendência de variação de área anual para faixas do estoque de carbono no solo na camada de 0-30 cm, no município de São Desidério-BA.....	52
Figura 15	Força e direção da tendência por classe de estoque de carbono no solo na camada de 0-30 cm no município de São Desidério-BA.....	53
Figura 16	Distribuição espaço-temporal do NDVI, no município de São Desidério, Bahia, entre 1985 e 2023.....	57

LISTA DE TABELAS E QUADROS

	Página
Tabela 1	Bandas multiespectrais dos sensores TM, ETM+ e OLI/TIRS utilizadas no processo base da classificação LULC..... 23
Tabela 2	Estatísticas de precisão global e erros de inclusão e omissão da classificação LULC..... 37
Tabela 3	Significância e magnitude da análise de tendência Mann-Kendall's e Sen's Slope para a região do MATOPIBA, entre 1985 e 2023..... 38
Tabela 4	Significância e magnitude da análise de tendência de Mann-Kendall e Sen's Slope para São Desidério-BA, entre 1985 e 2023..... 41
Tabela 5	Valores médios anuais de carbono orgânico no solo (COS) na camada 0-30 cm em áreas irrigadas e não irrigadas no município de São Desidério-BA, no período de 1985 e 2023..... 54
Tabela 6	Variabilidade quantitativa do NDVI no município de São Desidério, entre 1985 e 2023..... 58
Quadro 1	Níveis de mapeamento das classes LULC com base na Coleção 9..... 19
Quadro 2	Índices espectrais e variáveis preditoras utilizadas no processo base da classificação LULC..... 24
Quadro 3	Variáveis preditoras estáticas e dinâmicas utilizadas na modelagem do estoque anual de COS associadas ao fator de estado ou vetor de mudança do solo..... 27

SUMÁRIO

	Página
1	INTRODUÇÃO..... 1
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA..... 5
2.1	Sensoriamento remoto..... 5
2.2	Uso e cobertura da terra (LULC) para MATOPIBA e São Desidério BA.. 6
2.3	Irrigação por pivô central no Cerrado 8
2.4	Estoques de carbono orgânico no solo (COS) 9
2.5	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) 11
2.6	Integração entre irrigação por pivô central e carbono orgânico do solo .. 12
2.7	Plataformas e ferramentas para análise espacial e estatística..... 14
2.8	Perspectivas futuras e lacunas para pesquisa 15
3	MATERIAL E MÉTODOS..... 17
3.1	Caracterização da área de estudo 17
3.2	Mapeamento e classificação de uso e cobertura da terra LULC (MapBiomias Brasil)..... 19
3.2.1	Etapas do processamento das classes mapeadas para a LULC 19
3.2.2	Validação da classificação LULC 21
3.2.3	Métricas de Informações e Redutores Estatísticos 22
3.3	Mapeamento e classificação do COS (MapBiomias Solo)..... 24
3.3.1	Etapas do processamento das classes mapeadas para o COS..... 24
3.3.2	Conjuntos de dados amostrais de treinamento 26
3.4	Teste de Mann-Kendall e Sen's slope na LULC e na COS..... 28
3.5	Processamento digital em nuvem: Google Earth Engine..... 31
3.6	Metodologia do índice de vegetação..... 32
3.7	Análises estatísticas..... 34

3.8	Elaboração dos mapas temáticos e cruzamento de dados raster	34
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	36
4.1	Uso e ocupação da terra na região do MATOPIBA (1985–2023)	36
4.2	Uso e ocupação da terra no município de São Desidério (1985–2023).....	40
4.3	Área irrigada por pivô central em São Desidério (1985–2023)	45
4.4	Estoques de carbono orgânico no solo (COS)	49
4.6	Relação entre irrigação e dinâmica do COS	53
4.7	Índice de vegetação (NDVI)	56
4.8	Considerações sobre os resultados	58
5	CONCLUSÕES	61
	REFERÊNCIAS	63

1 INTRODUÇÃO

A área do MATOPIBA, que integra os estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, tornou-se, nas últimas décadas, uma das fronteiras agrícolas mais ativas do Brasil. A crescente ocupação da terra e a adoção de novas tecnologias estão expandindo a agricultura na região, alterando rapidamente a paisagem e os sistemas produtivos (Martins, M. *et.al.*, 2024; Oliveira, V. *et al.*, 2024). Este processo acontece junto a mudanças significativas na cobertura e uso da terra, como a expansão da soja, do milho e do algodão, sobre a vegetação nativa e pastagens (Polizel *et al.*, 2021), além do crescimento e da infraestrutura urbana. No oeste da Bahia, especialmente em cidades como São Desidério, essa dinâmica se torna ainda mais clara, tendo em vista que a região aumentou consideravelmente sua área cultivada entre 1990 e 2020, além de ter ampliado significativamente a irrigação (Pimenta *et al.*, 2021).

A irrigação por pivô central, sistema que se disseminou amplamente e que, entre 1985 e 2020, aumentou consideravelmente a área cultivada no oeste baiano, é peça-chave na expansão agrícola do cerrado (Sano *et al.*, 2024). É claro que a irrigação traz ganhos de produtividade, mas também levanta questões ambientais. Estudos mostram que o excesso de pivôs centrais de irrigação pode intensificar a erosão e provocar uma deterioração estrutural do solo, elevando os riscos de perda de fertilidade e contaminação das fontes hídricas (Batista *et al.*, 2023). Pesquisas no semiárido brasileiro mostram que também a irrigação por longos períodos e mal manejada tende a modificar a qualidade da matéria orgânica do solo e a composição microbiana (Sousa *et al.*, 2022). Ao mesmo tempo, simulações climáticas demonstram que áreas irrigadas tendem a preservar ou até elevar os níveis de carbono orgânico em comparação com áreas de sequeiro, o que mostra a importância da irrigação nas estratégias de mitigação das mudanças climáticas (Carvalho *et al.*, 2022).

É nesse sentido que as geotecnologias se tornam essenciais para acompanhar as mudanças ambientais e a dinâmica do uso e cobertura da terra no Cerrado. As tecnologias

de sensoriamento remoto e imagens de satélites, associadas ao aprimoramento de plataformas computacionais, permitem trabalhar com séries temporais acessíveis e de alta precisão, com análises em larga escala, o que não era possível anteriormente (Parreiras *et al.*, 2025). No Brasil, o projeto Brazil Data Cube, que utiliza cubos de dados do satélite CBERS-4/WFI, demonstra como os recursos são eficazes para o mapeamento agrícola na região oeste da Bahia, alcançando boa precisão em classificações multitemporais (Chaves *et al.*, 2021).

Novos modelos para a análise de padrões espaço-temporais e algoritmos de aprendizado de máquina deverão aumentar a capacidade de diferenciar áreas agrícolas, pastagens e remanescentes de vegetação nativa, permitindo a elaboração de mapas da cobertura da terra com um nível significativo de detalhe (Fonseca, L *et al.*, 2021). Estudos na região MATOPIBA, com uso da plataforma Google Earth Engine e séries temporais de NDVI, revelaram a crescente conversão do Cerrado em áreas agrícolas e a intensificação da degradação em áreas já transformadas pela ação antrópica, reforçando a importância das plataformas em nuvem e das ferramentas de sensoriamento remoto para a compreensão da dinâmica da ocupação em larga escala e ao longo do tempo (Souza, A. *et al.*, 2020).

Mesmo com progressos tecnológicos que aumentaram a capacidade de observação das dinâmicas agrícolas e ambientais no Cerrado, ainda existe pouca informação teórica e empírica sobre a relação entre a irrigação em larga escala (especialmente pivô central) e a dinâmica dos estoques de carbono no solo. De acordo com estudos recentes que modelaram diferentes cenários no MATOPIBA, sistemas de produção intensivos podem diminuir ou manter os níveis de carbono no solo, dependendo das práticas de manejo escolhidas e das condições climáticas previstas (Santos, R. *et al.*, 2023). Em áreas do Cerrado com diferentes tipos de uso, estudos têm indicado que a combinação de cultivo e pastagem integrada é mais eficaz na manutenção ou aumento dos estoques de carbono do que áreas degradadas, destacando a importância das práticas conservacionistas (Vogado *et al.*, 2024). Entretanto, de acordo com análises de sensoriamento remoto que utilizam séries temporais, ainda existem incertezas significativas no mapeamento espaço-temporal do carbono, especialmente em solos arenosos, o que limita a precisão das estimativas e a formulação de políticas públicas sólidas (Anjos Bartsch *et al.*, 2025). Nesse sentido, pesquisas sobre o balanço de carbono em áreas do Cerrado, tanto irrigadas quanto de sequeiro, indicam que a irrigação pode ser uma estratégia eficaz para minimizar as perdas de carbono, atenuando os efeitos de longos

períodos de seca, possibilitando uma produção mais intensa. No entanto, os impactos líquidos dessa prática ainda são pouco investigados em análises de longo prazo (Dalmagro *et al.*, 2022).

A razão para esta pesquisa ocorre tanto pela falta de estudos científicos quanto pela necessidade premente de alinhar a expansão agrícola no Cerrado com a mitigação das mudanças climáticas.

A direta interdependência entre práticas agrícolas e redução de emissões se liga à crescente demanda por ferramentas de política ambiental, como créditos de carbono e pagamentos por serviços ecossistêmicos, que já se apresentam como opções promissoras para consolidar a transição da agricultura brasileira para modelos de menor impacto (Gama-Rodrigues *et al.*, 2022). Nesse contexto, as práticas agrícolas inteligentes para o clima têm sido apresentadas como uma estratégia promissora para unir produção, conservação de carbono no solo e o alcance das metas nacionais assumidas no âmbito dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), sobretudo os ODS 2, com práticas agrícolas mais sustentáveis; ODS 13, com ações de combate às mudanças climáticas regionais e globais; e ODS 15, buscando a promoção sustentável dos ecossistemas (Oliveira, D. *et al.*, 2023; Vishnoi; Goel, 2024).

Por essas razões, o município de São Desidério, no oeste baiano, é um cenário ideal para analisar a irrigação agrícola e os estoques de carbono no solo. O aumento da produção agrícola na região foi acompanhado pela expansão da irrigação por pivô central, transformando grandes áreas de cerrado nativo e terras agrícolas não irrigadas em irrigadas, desta forma modificando também a dinâmica hidrológica da região (Rodrigues, M. *et al.*, 2020).

É nesse sentido que são construídas as hipóteses principais que guiam este estudo. A primeira hipótese sugere que, em sistemas de irrigação manejados de maneira adequada, a irrigação por pivô central pode ser benéfica para a manutenção ou até mesmo para o aumento dos estoques de carbono orgânico no solo, visto proporcionar uma maior cobertura vegetal durante o ano e diminuir o estresse hídrico das plantas (Carvalho *et al.*, 2022). No entanto, também se considera uma possibilidade alternativa em contextos de manejo inadequado ou de intensificação sem práticas de conservação, pois a irrigação pode acelerar a degradação da matéria orgânica, modificar a qualidade do carbono e diminuir os estoques, especialmente em solos arenosos típicos do Cerrado (Medeiros *et al.*, 2024; Sousa *et al.*, 2022). Essas pressuposições evidenciam tanto o potencial produtivo da irrigação agrícola quanto os riscos ambientais que sua implementação em

larga escala pode trazer.

A presente pesquisa tem como objetivo geral analisar a dinâmica da cobertura e do uso da terra com o auxílio dos conjuntos de sensoriamento remoto e imagens de satélites na região do MATOPIBA, especialmente no município de São Desidério (BA), e estudar a relação entre a ampliação da irrigação por pivô central e as alterações nos estoques de carbono orgânico no solo, entre 1985 e 2023. Com esse intuito, os objetivos específicos são: (a) mapear e analisar as mudanças na cobertura da terra com base em séries históricas de imagens do Landsat e índices de vegetação para identificar tendências de conversão em áreas agrícolas e naturais (Pilatti *et al.*, 2022); (b) caracterizar a evolução espacial e temporal das áreas irrigadas por pivô central e como elas transformaram a paisagem regional (Rossi *et al.*, 2022); (c) comparar os estoques de carbono orgânico do solo entre áreas irrigadas e não irrigadas, levando em consideração diferentes períodos e sistemas de manejo (Ferreira, A. *et al.*, 2022); e (d) discutir os resultados no contexto das implicações para políticas públicas de uso da terra e a sustentabilidade da agricultura no Cerrado, especialmente na fronteira agrícola do oeste baiano (Dionizio *et al.*, 2020).

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto se tornou uma ferramenta essencial que mudou a forma como entendemos a agricultura e o meio ambiente. Nos anos 1970, com os primeiros satélites Landsat, foram obtidas imagens orbitais regulares da superfície terrestre, que abriram caminho para análises que antes eram quase impossíveis. Com isso, pesquisadores passaram a ter acesso aos bancos de dados de imagens sistemáticas da superfície, que possibilitaram estudos pioneiros sobre a cobertura da Terra em larga escala e ao longo do tempo. Como destacado por Souza Jr. *et al.* (2020), foi essa continuidade que deu condições de enxergar o Cerrado em transformação. Elhag, Boteva e Al-Amri (2021) acrescentam que o mesmo cenário vale para outros biomas tropicais, cujos padrões de expansão agrícola ficaram claros ao longo de décadas.

Nos últimos anos, a disponibilidade de dados aumentou, não só em quantidade, considerando que as plataformas abertas ampliaram o potencial da técnica de forma prática e efetiva. O Google Earth Engine, por exemplo, trouxe a possibilidade de processar imagens em nuvem e isso reduziu barreiras técnicas e aproximou o sensoriamento remoto de pesquisadores de diferentes áreas e em diferentes contextos. No Cerrado, são muitas aplicações, como identificação de pivôs centrais, análise da fenologia da soja, do milho e do algodão, avaliação de índices de vegetação, entre outras. É um recurso que passou a apoiar pesquisas em larga escala e também decisões de manejo local (Sano *et al.*, 2024).

Entre as métricas mais usadas, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (em inglês, *Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) é o destaque, útil para estimar biomassa e atividade fotossintética. Mas outros índices complementam esse papel. O Índice de Vegetação Melhorado (em inglês, *Enhanced Vegetation Index* – EVI), por exemplo, tem melhor desempenho em áreas de vegetação densa. Fora do Brasil, há

pesquisas semelhantes às aquelas desenvolvidas por Moumane *et al.* (2022) no norte da África e por Saleem e Ahmed (2025) na Índia, que mostraram que esses índices também servem para medir a degradação florestal e a expansão agrícola. O monitoramento espaço-temporal de áreas irrigadas auxilia no planejamento e na gestão adequada dos sistemas agrícolas para o uso sustentável da água no semiárido brasileiro (Silva, Jhon *et al.*, 2022).

Além do meio físico, o sensoriamento remoto também contribui para a compreensão de aspectos sociais e econômicos. A intensificação da agricultura, segundo pesquisas, modifica o balanço hídrico, eleva a temperatura da superfície e diminui a biodiversidade (Ferreira-Paiva *et al.*, 2022). De acordo com Hershaw e Sauer (2023), a financeirização do território do MATOPIBA redefine a relação entre agricultura e sociedade. Análises em larga escala com dados de satélites têm sido fundamentais para entender, do ponto de vista socioeconômico, a concentração da propriedade, a pressão sobre comunidades tradicionais e a correlação entre o aumento da produção agrícola e os indicadores de desigualdade (Hershaw; Sauer, 2023).

Pesquisas no Marrocos e na Nigéria mostraram que o sensoriamento remoto consegue indicar tendências de degradação em áreas áridas e semiáridas. Aliero *et al.* (2022), por exemplo, conectaram métricas espectrais à dinâmica hídrica e a fatores socioeconômicos locais. Isso mostra que metodologias criadas para o Cerrado podem ser aproveitadas em outros ambientes, funcionando como um “laboratório natural” para a ciência aplicada (Karmaoui *et al.*, 2022).

Nota-se uma crescente influência da inteligência artificial, pois modelos de *deep learning* são capazes não apenas de classificar áreas agrícolas, mas também de antecipar cenários, e isso tem valor estratégico para o Cerrado. Triantakou e Karakostas (2025) argumentam que esses modelos podem antecipar pressões sobre áreas nativas e apoiar medidas de mitigação, conciliando produção agrícola e conservação ambiental.

2.2 Uso e cobertura da terra (LULC) para MATOPIBA e São Desidério BA

O MATOPIBA, acrônimo que junta Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia, teve seu plano de desenvolvimento instituído em 2015, mas a agricultura já vinha mudando esse território desde os anos 80. Nas últimas décadas, essa parte do Cerrado se

transformou em uma das áreas mais dinâmicas do agronegócio brasileiro. A soja virou o símbolo dessa expansão, acompanhada pelo milho e pelo algodão. Políticas públicas ajudaram neste contexto, e o capital internacional também enxergou oportunidades de investimento (Salomon, 2020). Entre 1990 e 2017, foram perdidos mais de 8 milhões de ha de vegetação nativa na região, enquanto as áreas agrícolas cresceram em mais de 4 milhões de ha, sobretudo de soja e milho (Polizel *et al.*, 2021). Essa substituição levou a impactos ambientais diretos, como a fragmentação dos ecossistemas, a redução da biodiversidade e o aumento das emissões de gases de efeito estufa (Ferreira-Paiva *et al.*, 2022).

Um caso extraordinário é São Desidério, no oeste da Bahia. Este município se consolidou como um dos maiores produtores de grãos do Brasil. A grande quantidade de pivôs centrais impressiona, e a irrigação ocupa lugar estratégico no abastecimento interno e na exportação (Montello, 2023). As mudanças na ocupação da terra em São Desidério são um espelho da expansão do agronegócio no MATOPIBA, cuja lógica é pautada pela concentração de terras, pela inserção em cadeias globais de *commodities* e pela intensificação da exploração dos recursos naturais (Vieira Filho, 2024).

Apesar das tentativas de controle, a conversão de áreas nativas avança rapidamente. De acordo com pesquisas, entre 2000 e 2020, mais de sete milhões de ha foram perdidos, em sua maioria no Cerrado da Bahia e no sul do Piauí (Silva, Jhon *et al.*, 2023). É importante ressaltar que esse progresso não se deve apenas à necessidade de que as plantações, estradas, ferrovias e o investimento em logística possibilitem que a produção chegue mais rapidamente ao destino. O resultado é um ambiente de grande produtividade, porém cada vez mais suscetível a problemas ambientais e sociais, cujas consequências surgem em várias áreas. Em termos ambientais, há indicações de que a expansão da agricultura diminuiu a evapotranspiração e aumentou a temperatura da superfície (Moura Neto *et al.*, 2022). No âmbito socioeconômico, a expansão da fronteira agrícola resultou em significativos aumentos na produção e na exportação, fazendo do MATOPIBA um dos maiores centros de produção de grãos do Brasil. Entretanto, tudo isso está ligado à concentração de terras, disputas por terra e água, e aos efeitos sobre comunidades tradicionais e povos indígenas (Hershaw; Sauer, 2023).

O futuro é promissor, e o MATOPIBA deverá continuar sendo um dos celeiros de abastecimento de grãos do mundo, especialmente para a China (Montello, 2023). O grande desafio consiste em descobrir esse equilíbrio utilizando métodos que unam agricultura, pecuária e floresta, o emprego da irrigação de precisão e a recuperação de

áreas degradadas, evitando a intensificação dos danos. Nesse contexto, a união entre o sensoriamento remoto e algoritmos de aprendizado de máquina se mostra uma alternativa eficaz para o monitoramento desses fenômenos e para a formulação de políticas que visem a um desenvolvimento sustentável da região (Triantakou; Karakostas, 2025).

2.3 Irrigação por pivô central no Cerrado

O sistema de irrigação com pivô central é um ícone da modernização agrícola no Cerrado, pois se adapta bem a solos arenosos e a climas sazonais, que são característicos do oeste da Bahia. Ele traz uma estabilidade produtiva que permite colher em períodos de seca e possibilita plantar na entressafra. Na prática, isso resulta em maior produtividade e rentabilidade para as culturas de grãos (De La Guardia; Miranda; Luciano, 2024).

Segundo a Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA), em 2022, o Brasil contava com mais de 30 mil equipamentos de irrigação, que cobriam cerca de 1,92 milhão de ha. Esse número é 225% superior ao de 2010 (ANA, 2023). Em 2024, a Embrapa ressalta esse progresso com a identificação de aproximadamente 33.846 pivôs em operação, cobrindo cerca de 2,2 milhões de ha. Nesse sentido, São Desidério (BA) lidera o Brasil em área irrigada por pivôs centrais, totalizando 91.687 ha, e outros municípios como Paracatu (MG), Cristalina (GO) e Barreiras (BA) também se sobressaem (Pereira Guimarães; Charlotte, 2024).

Estão amplamente registrados os ganhos econômicos e produtivos. No Cerrado, a irrigação de precisão pode aumentar a rentabilidade em até 20%, ao mesmo tempo em que diminui o consumo de energia elétrica em mais de 5% (Souza, S.; Rodrigues, L. 2022). Também em regiões onde a irregularidade das chuvas afeta a produção, caso do MATOPIBA, a irrigação é fundamental para garantir uma produção estável, o que se reflete na segurança alimentar e na posição do Brasil nos mercados mundiais de *commodities* (Sano *et al.*, 2024).

Porém, os efeitos negativos também são visíveis. Em Cristalina (GO), pesquisadores encontraram sinais de erosão severa em aproximadamente 30% das áreas irrigadas. O problema está ligado à compactação do solo e ao tráfego contínuo das rodas dos equipamentos. Essa degradação reduz a qualidade física e a capacidade de retenção de carbono do solo (Batista *et al.*, 2023). Além disso, o consumo elevado de água

pressiona aquíferos estratégicos, como o Urucuia, e afeta rios importantes do Cerrado. A redução da disponibilidade hídrica já é perceptível em várias bacias (Teixeira, A. *et al.* 2024).

Nos aspectos sociais, a experiência de irrigação coletiva em assentamentos do Mato Grosso do Sul revelou que, apesar de facilitar o acesso à água, os altos custos de manutenção e a baixa eficiência na produção tornaram a prática inviável. Com isso, pequenos agricultores acabaram excluídos, enquanto grandes empreendimentos se fortaleceram (Almeida *et al.*, 2023). Na Chapada Diamantina, na Bahia, o avanço dos pivôs também mudou a governança local, ampliando desigualdades e concentrando ainda mais o controle sobre os recursos naturais (Lima *et al.*, 2023).

Com o avanço da tecnologia, o potencial de monitoramento e de controle da irrigação tem crescido. Com o emprego do sensoriamento remoto e algoritmos de aprendizado profundo, foi possível identificar com mais de 95% de precisão os pivôs centrais e conduzir análises multitemporais sobre sua expansão (Liu *et al.*, 2023). Essas inovações são indispensáveis para fiscalizar a irrigação em tempo real e para a implementação de políticas de gestão hídrica em bacias hidrográficas críticas, como as dos Rios São Francisco e Araguaia. O impacto econômico territorial da tecnologia também é considerável. Segundo projeções, até 2030 os pivôs centrais irão se tornar a principal forma de irrigação no Brasil, elevando a demanda por água (Lucena *et al.*, 2021).

A irrigação por pivô central no Cerrado dependerá da conservação. Sistemas de diagnóstico hidrológico e de apoio à decisão em irrigação de precisão são vistos como fundamentais para minimizar conflitos pelo uso da água, assegurar fluxos ecológicos e alinhar a produção à sustentabilidade socioambiental (Santos, A. 2024; Zhang, J. *et al.*, 2021).

2.4 Estoques de carbono orgânico no solo (COS)

O carbono orgânico do solo (COS) é um dos pilares que mantêm a vida nos ecossistemas, considerando que ele garante a fertilidade, ajuda na infiltração e na retenção de água, sustenta a estrutura física e ainda tem papel direto no equilíbrio climático. No Cerrado, que abriga boa parte do MATOPIBA, essa importância se multiplica, tendo em vista que os solos são frágeis, arenosos em muitos casos, e a produção agrícola depende

de um equilíbrio delicado. Quando a vegetação nativa é retirada e substituída por lavouras mecanizadas ou pastagens, os estoques de carbono caem rapidamente, e o solo perde parte de sua função de sequestro de COS (Dionizio *et al.*, 2020).

Estudos de diferentes escalas confirmam a relação em que a conversão de áreas florestais para pastagem ou agricultura de sequeiro reduziu em até 37% os estoques de COS a um metro de profundidade no MATOPIBA (Dionizio *et al.*, 2020). O problema é maior nos solos arenosos do oeste baiano, onde a matéria orgânica não se acumula facilmente e deixa o sistema mais vulnerável (Ferreira, A. *et al.*, 2022). Quando se soma ao preparo convencional, que revolve e expõe o solo, a perda é ainda mais acelerada. Como observado no trabalho de Powlson *et al.* (2022), o cultivo convencional tende a acelerar a perda de carbono, mesmo quando há reposição parcial por resíduos vegetais.

Por outro lado, pesquisas recentes sugerem que irrigar pode ser uma estratégia para restaurar os estoques de COS. No oeste da Bahia, foi feito um estudo comparando áreas irrigadas e de sequeiro, e após cerca de 20 anos, os sistemas irrigados conseguiram recuperar os níveis de carbono que eram encontrados em áreas de Cerrado nativo, que se situam em solo arenoso (Campos; Pires; Costa, M., 2020). A irrigação, promovendo mais biomassa e maior retorno de resíduos ao solo, ajuda a sequestrar carbono. Dalmagro *et al.* (2022) observaram resultados semelhantes, sugerindo que as áreas irrigadas foram sumidouros mais consistentes do que as de sequeiro, especialmente em épocas de seca.

Contudo, apenas a irrigação não é suficiente para manter os estoques de carbono. De acordo com estudos recentes, a irrigação, associada a práticas de conservação, como o plantio direto, a rotação de culturas e o uso de adubos verdes, é indispensável para a sustentabilidade. No solo arenoso da Bahia, a rotação de culturas soja-milho-algodão, junto com uma cobertura vegetal permanente, elevou o estoque de carbono do solo (COS) em até 2,36 Mg ha⁻¹ anualmente (Ferreira, A. *et al.*, 2022). Esses achados enfatizam a necessidade de uma gestão integrada que otimize o sequestro de carbono e reduza a vulnerabilidade dos solos do Cerrado.

A avaliação desses processos também avançou com a aplicação do sensoriamento remoto e da modelagem digital, o que possibilitou a estimativa dos estoques de carbono indiretamente com base em índices espectrais. O carbono do solo teve uma boa correlação com NDVI, SAVI e o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada Verde (do inglês, *Green Normalized Difference Vegetation Index* – GNDVI), o que permite estimativas indiretas de baixo custo (Karampetian *et al.*, 2024). Estimativas mais precisas e com maior detalhe espacial, tanto regional quanto de campo,

têm sido possíveis graças à integração dos dados multiespectrais dos satélites Sentinel-2 com informações sobre a topografia e umidade do solo (Cutting *et al.*, 2024).

Além disso, abordagens que integram sensoriamento remoto a algoritmos de aprendizado de máquina têm avançado significativamente na predição do COS. Modelos com base em *Random Forest*, *Support Vector Regression* e redes neurais demonstraram elevado desempenho ao associar variáveis espectrais, climáticas e topográficas à variabilidade espacial do carbono. Triantakou e Karakostas (2025) apontam que essa combinação pode reduzir custos e ampliar a escala de observação, tornando-se estratégica em regiões agrícolas grandes como o MATOPIBA.

De forma global, quase metade das perdas de carbono do solo de 2001 a 2020 foram estimadas como tendo ocorrido em áreas tropicais e subtropicais (Padarian *et al.*, 2022). Esse dado evidencia a vulnerabilidade, mas também a chance de que práticas de manejo sustentável nesses solos possam resultar em significativos aumentos no sequestro de carbono, ajudando assim a combater as mudanças climáticas.

2.5 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI)

Os índices de vegetação constituem ferramentas amplamente utilizadas no sensoriamento remoto para a avaliação das condições da cobertura vegetal, sendo fundamentais no monitoramento agrícola em diferentes escalas espaciais e temporais. Esses índices são construídos tendo como referência a resposta espectral da vegetação, explorando o contraste entre bandas do espectro eletromagnético associadas à absorção da radiação pela clorofila e à elevada refletância do dossel vegetal no infravermelho próximo. No contexto da agricultura irrigada brasileira, especialmente em regiões como o Semiárido e o Cerrado, os índices de vegetação têm se consolidado como instrumentos eficientes para identificar padrões espaciais de cultivo, monitorar o desenvolvimento das culturas e subsidiar decisões de manejo hídrico (Silva, Jhon *et al.*, 2022).

Entre os diversos índices disponíveis, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) destaca-se por sua simplicidade, robustez e ampla aplicação. O NDVI é obtido pela combinação normalizada das bandas do vermelho e do infravermelho próximo, conforme originalmente proposto por Tucker (1979), permitindo representar o vigor da vegetação e sua dinâmica ao longo do ciclo fenológico. Valores mais elevados do índice estão associados a áreas com maior densidade de biomassa e atividade

fotossintética, enquanto valores reduzidos indicam estresse hídrico, solo exposto ou vegetação pouco desenvolvida.

No Brasil, o uso do NDVI em áreas agrícolas irrigadas tem sido amplamente explorado para a identificação e o monitoramento de sistemas como o pivô central, especialmente em ambientes de elevada variabilidade climática. Estudos conduzidos no Semiárido brasileiro demonstram que séries temporais do NDVI permitem distinguir áreas irrigadas de sequeiro, acompanhar a sazonalidade das culturas e analisar a resposta da vegetação às práticas de irrigação, contribuindo para avaliações mais precisas do uso da água na agricultura (Silva, Jhon *et al.*, 2022). No Cerrado, a integração do NDVI com modelos de balanço hídrico e estimativas de evapotranspiração tem auxiliado na compreensão da dinâmica espacial da demanda hídrica das culturas irrigadas, reforçando seu papel no planejamento e na gestão de recursos hídricos (Rocha *et al.*, 2023).

Além de sua relevância para o manejo agrícola e a irrigação, o NDVI também tem sido empregado como variável auxiliar em estudos voltados à estimativa do estoque de carbono orgânico do solo (COS). A literatura nacional indica que a dinâmica da vegetação, expressa por índices espectrais, está relacionada ao aporte de resíduos vegetais, à cobertura do solo e aos processos de ciclagem de carbono em sistemas agrícolas. Nesse sentido, a incorporação do NDVI em modelos de mapeamento do carbono orgânico do solo tem contribuído para melhorar a representação espacial desse atributo em áreas agrícolas brasileiras, especialmente quando associada a informações de uso e manejo do solo (Padilha *et al.*, 2020).

2.6 Integração entre irrigação por pivô central e carbono orgânico do solo

A ligação entre irrigação por pivô central e os estoques de carbono do solo vem chamando cada vez mais atenção e é no Cerrado que essa questão aparece de forma mais clara, porque a alta produtividade anda junto com a pressão ambiental. O COS é um indicador muito usado para medir a qualidade do solo e também é lembrado no debate sobre mudanças climáticas. Quando áreas nativas são transformadas em lavouras mecanizadas, é comum ver quedas fortes nesses estoques. Por isso, investigar formas de manter ou recuperar o carbono no solo passou a ser prioridade (Santos, R. *et al.*, 2023).

Estudos mostram que áreas irrigadas geralmente guardam mais carbono do que

áreas de sequeiro, a água favorece o crescimento da biomassa, aumenta a decomposição de palhada e de resíduos e também estimula a vida microbiana. Esse conjunto de fatores ajuda o sequestro de carbono em médio e longo prazo (Campos; Pires; Costa, M., 2020; Dalmagro *et al.*, 2022). Em solos arenosos, isso ganha ainda mais importância, tendo em conta que a fragilidade desses solos é grande e a irrigação pode funcionar como compensação contra perdas em períodos de estresse hídrico. Porém, em Cristalina (GO), por exemplo, pesquisadores encontraram erosão severa em quase um terço das áreas irrigadas. O tráfego constante das torres e a compactação do solo reduziram sua qualidade física e a capacidade de estocar carbono (Batista *et al.*, 2023).

As modelagens realizadas para o MATOPIBA detectaram a necessidade de uma integração, pois simulações mostraram que a irrigação, quando aliada a sistemas de integração lavoura-pecuária (ILP), resultou em até 47% mais carbono orgânico no solo em comparação com monocultivos não irrigados (Santos, R. *et al.*, 2023). A utilização de gramíneas intercaladas e a rotação de culturas foram fundamentais para aumentar a recuperação de carbono, enquanto a irrigação, por si só, não trouxe resultados consistentes ao longo do tempo.

Outro aspecto vital é o uso de água, especialmente em pivôs centrais, que e utilizam de forma significativa, variando de acordo com a cultura e as condições climáticas (De La Guardia; Miranda; Luciano, 2024). Embora a manutenção da umidade favoreça os microrganismos, pode também acelerar a decomposição da matéria orgânica, aumentando perdas em certos contextos. Conforme resultados de Bhandari *et al.* (2022), a umidade excessiva pode ser um risco para a estabilidade do carbono no solo.

O sensoriamento remoto permite acompanhar essa interação, e a combinação de índices como NDVI e SAVI com estimativas de evapotranspiração permite observar a expansão da irrigação e seus efeitos no balanço de carbono orgânico no solo (Sano *et al.*, 2024). Técnicas de aprendizado de máquina também vêm sendo aplicadas. Liu *et al.* (2023) mostraram que é possível relacionar os padrões espaciais de irrigação com variações de COS em escala regional, o que amplia bastante a capacidade de análise. Internacionalmente, evidências de regiões semiáridas, como o Texas High Plains (EUA), mostram que a transição de sistemas irrigados para sequeiro resultou em perdas expressivas de COS, comprometendo a qualidade do solo e sua resiliência climática (Bhandari *et al.*, 2022). Esses resultados reforçam que a irrigação, quando bem manejada, é um fator-chave para a conservação do carbono em ambientes vulneráveis.

No âmbito socioeconômico, a combinação entre irrigação e COS cria chances para

que os produtores, pequenos, médios e grandes, consigam entrar nos mercados de créditos de carbono. Estudo conduzido em Goiás indicou que regiões irrigadas com manejo sustentável podem produzir créditos passíveis de comercialização, o que representaria novas oportunidades de renda no campo (Thomazini *et al.*, 2024).

2.7 Plataformas e ferramentas para análise espacial e estatística

O avanço tecnológico e inovador da ciência do sensoriamento remoto e da modelagem espacial é impulsionado pelo desenvolvimento de plataformas digitais capazes de processar grandes volumes de dados. Essas ferramentas transformaram a escala da pesquisa, posto que, antes, as análises de uso da terra dependiam de computadores caros e tempo enorme de processamento. O projeto MapBiomass reúne mais de três décadas de imagens orbitais da série de satélites Landsat, processadas com algoritmos no Google Earth Engine (GEE). Esse esforço virou referência para estudos ambientais, ajudando a entender desmatamento, expansão agrícola e áreas de regeneração (Souza, A. *et al.*, 2020). Com acurácia média superior a 85%, como apontam Silva Jr. *et al.* (2020), os produtos do MapBiomass se tornaram parte obrigatória em trabalhos de análises temporais de larga escala.

A junção entre o MapBiomass e o GEE traz uma inovação metodológica de enorme impacto, visto que o GEE oferece acesso e processamento em nuvem de imagens orbitais, permitindo análises que antes exigiam muito poder computacional. Assim, pesquisas no Cerrado e no MATOPIBA começaram a investigar não apenas a dinâmica do uso da terra, mas também seus impactos na evapotranspiração, no albedo e na temperatura da superfície (Moura Neto *et al.*, 2022).

Além do processamento em nuvem, outras ferramentas são cruciais, como o QGIS, que é essencial para o detalhamento cartográfico. É uma ferramenta de código aberto e colaborativa que possibilita a integração de dados geoespaciais, a elaboração de mapas temáticos e a análise de sobreposições espaciais. Recentemente, o QGIS foi utilizado para mapear como a vegetação nativa do Cerrado é convertida em agricultura e seus efeitos no balanço hídrico e na dinâmica ecológica (Sartorio; Maier, 2024). Na prática, o cruzamento entre dados do MapBiomass e a manipulação no QGIS mostra como softwares livres fortalecem a ciência aplicada para transformações no uso e cobertura da terra.

Em análise de séries temporais, as duas principais ferramentas estatísticas são RStudio, MS Excel e Google Colab. São muitos os pacotes que existem no RStudio para efetuar análises temporais, e o uso do MS Excel facilita a organização de dados e a montagem de tabelas. O Google Colab, que é uma ferramenta em nuvem que suporta Python, torna mais simples o uso de algoritmos mais complexos (Aybar *et al.*, 2020; Firigato *et al.*, 2021).

Para dados temporais, frequentemente são utilizados métodos não paramétricos, como o teste de Mann-Kendall (Z_{MK}) e suas variações, sem a suposição de que os dados sigam uma distribuição normal. O Tau de Kendall avalia a força e a direção da relação, variando de -1 a +1. Valores que se aproximam de +1 indicam fortes sinais positivos, e aqueles que se aproximam de -1 indicam o contrário (Oliveira Jr. *et al.*, 2023). O estimador de Sen's Slope é utilizado para enriquecer a análise Mann-Kendall, indicando a inclinação e a magnitude da tendência, possibilitando, por exemplo, determinar quantos ha por ano são ganhos ou perdidos em uma determinada classe de uso do solo (Costa, J. *et al.*, 2023). O $Z_{MK-value}$ indica a significância estatística: uma tendência é considerada significativa a 5% se o valor ultrapassar 1,96 ou cair abaixo de -1,96. O p-value, por sua vez, mostra a chance de que a tendência observada seja apenas fruto do acaso, sendo considerados válidos os valores que estão abaixo de 0,05 como significativos (Moura Neto *et al.*, 2022).

2.8 Perspectivas futuras e lacunas para pesquisa

A irrigação no Cerrado, especialmente na região do MATOPIBA, só será possível com equilíbrio entre a elevação da produtividade e a sustentabilidade socioambiental. A irrigação por pivô central é crucial para a segurança alimentar e uma produção constante em meio à imprevisibilidade das chuvas, mas também gera desafios relacionados à gestão hídrica, conservação do solo e manutenção dos estoques de carbono orgânico. Nesse sentido, a região não terá outro caminho senão o de unir novas tecnologias, políticas públicas e práticas de conservação (Rosa, L., 2022).

Estudos recentes mostram que é fundamental integrar o manejo da irrigação com práticas de conservação do solo. Essa combinação mantém o COS em níveis adequados, aliviando a pressão sobre os rios e aquíferos (Enahoro-Ofagbe; Ewansiha; Iwuozor, 2024). Os sistemas de irrigação automatizados, que utilizam sensores de umidade do solo, previsões meteorológicas e inteligência artificial, possibilitam economizar água e energia,

reduzindo o impacto ambiental. Conforme Wanyama *et al.* (2023), esse tipo de tecnologia pode reduzir o desperdício de água e energia, sem abrir mão da produtividade.

A irrigação utiliza quase 90% da água doce disponível no planeta, cobre apenas 22% das terras agrícolas, mas é responsável por cerca de 40% da produção de alimentos no mundo (Rosa, L., 2022). Esse contraste ilustra a importância da irrigação, mas também os perigos do esgotamento de aquíferos e do aumento de disputas pelo uso da água. No oeste da Bahia, por exemplo, o aquífero Urucuia já apresenta sinais de estresse. D. Silva e Arima (2023) destacam que a água pode ser motivo de disputas.

O reconhecimento do valor econômico do COS tem se intensificado, especialmente no contexto dos mercados emergentes de créditos de carbono. F. Zhang *et al.* (2022) mostraram que áreas irrigadas e conservacionistas podem gerar créditos certificados.

Em termos tecnológicos, há um progresso na utilização do sensoriamento remoto e da modelagem digital para avaliar os estoques de carbono no solo. Modelos de aprendizagem de máquinas como *Gradient Boosting* e redes neurais obtiveram correlações superiores a 0,85 em vários biomas (Sun *et al.*, 2023).

Também cresce a atenção para fenômenos de degradação associados à irrigação, como a salinização de solos. De acordo com Hopmans *et al.* (2021), estima-se que até 30% das áreas irrigadas do mundo já estejam afetadas por algum nível de salinização causado pela irrigação. Apesar de esse risco ser menor no Cerrado em razão das condições edafoclimáticas, o crescimento acelerado da irrigação por pivô central exige monitoramento constante para evitar esse tipo de impacto.

É fundamental lembrar que, para que a agricultura irrigada seja sustentável, também é necessário considerar questões sociais e políticas. Para que a irrigação traga os melhores frutos, é imprescindível que se governe o uso da água, se democratize o acesso às tecnologias e se inclua o agricultor familiar nos programas de manejo sustentável. Sem isso, a tendência é a concentração dos ganhos em grandes empreendimentos, aprofundando desigualdades regionais (Brandão; Rist, 2020).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área de estudo

A região de estudo é o MATOPIBA, centrado predominantemente no Cerrado Brasileiro e com suas extremidades noroeste e sudeste situadas nos biomas Amazônia e Caatinga. O MATOPIBA está localizado entre as seguintes coordenadas geográficas, de latitude sul 49°52' S a 41°44' S, e longitude oeste 1°33' W a 15°47' W (Fig. 1b). Destaca-se também que o município baiano de São Desidério (44°36' S a 46°12' S e aos 12°00' W a 13°40' W) (Fig. 1c) é uma subárea importante desta pesquisa que também foi estudada especialmente por ser um importante polo da agricultura irrigada no Brasil (Fig. 1).

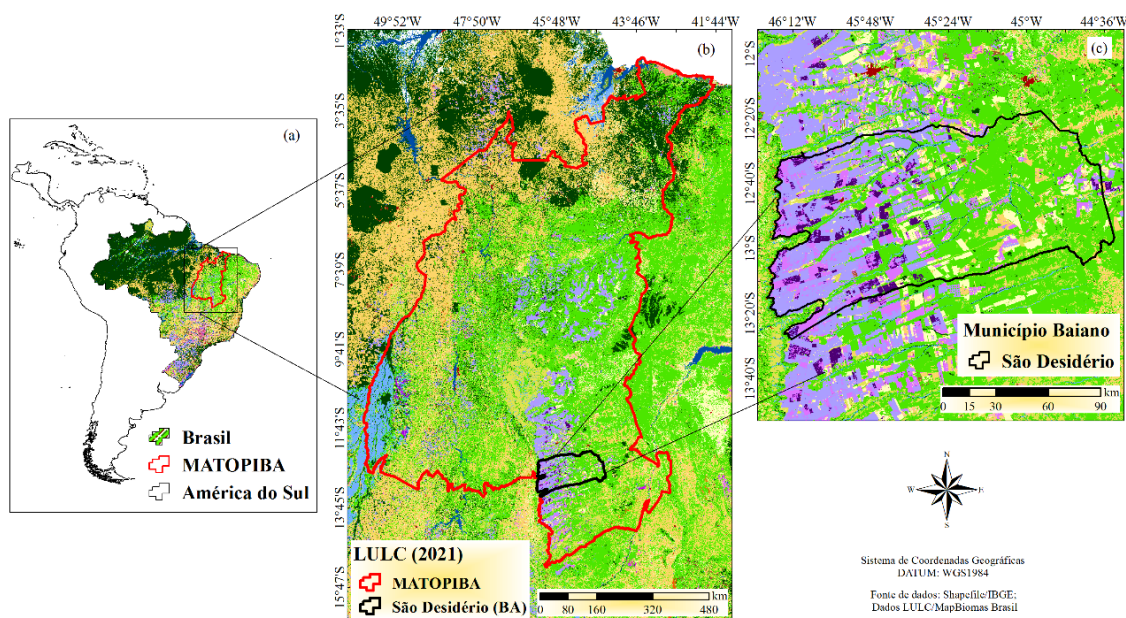


Figura 1 - Localização espacial da região do MATOPIBA, com destaque para o município de São Desidério-BA, Brasil
Fonte: Elaboração própria (2025).

O MATOPIBA foi oficialmente criado pelo Decreto nº 8.447, de 6 de maio de 2015 (Brasil, 2015) [revogado pelo Decreto nº 10.473 de 24 de agosto de 2020 (Brasil, 2020)], que instituiu o Plano de Desenvolvimento Agropecuário da Região, com o

objetivo de articular políticas públicas voltadas para um desenvolvimento econômico sustentável com base nas atividades agrícolas e pecuárias, definindo então os 337 municípios que fazem parte oficialmente da área abrangida pelo plano.

A delimitação do MATOPIBA se baseou, em parte, na presença do Domínio dos Chapadões Tropicais Interiores, que se caracteriza por Cerrados e Matas de Galeria. São ambientes que, por terem solos predominantemente ácidos e pobres em nutrientes, necessitam de correções químicas intensivas. No entanto, o relevo uniforme da área permitiu uma mecanização agrícola em grande escala, o que aumentou a prática de monoculturas e intensificou a concentração de terras (Castillo; Botelho; Busca, 2021).

Essa pesquisa abrange áreas que estão localizadas em partes dos estados do Maranhão, Piauí e Bahia, e em todo o estado do Tocantins, o que soma aproximadamente 73 milhões de ha, sendo que cerca de 91% dessa área é caracterizada como pertencente ao domínio do Cerrado (Evangelista; Sauer, 2025). É uma das principais fronteiras agrícolas do Brasil, localizada entre o semiárido nordestino e a Amazônia (Xavier, 2019). Ainda é um território que se caracteriza por ter aproximadamente 82% de seu relevo plano ou levemente ondulado, onde predominam os latossolos (Santos, H. *et al.*, 2013). Esta região tem clima tropical do tipo Aw com precipitação pluviométrica total anual entre 700 mm e 1.900 mm e temperatura média anual da região variando entre 20 °C e 26 °C (Alvares *et al.*, 2013).

O município de São Desidério (Fig. 2) está situado no extremo oeste da Bahia, sua extensão territorial é de 15.156,712 km² e, de acordo com estimativas, tem uma população de 34.764 habitantes, dos quais aproximadamente 70% vivem na zona rural (IBGE, 2021). A categorização climática da área é do gênero tropical Aw, apresentando uma precipitação média anual de 1.330 mm e temperaturas variando entre 21 °C e 27 °C (Abatzoglou *et al.*, 2018). A área em questão conta com uma vasta rede de drenagem, formada por 24 rios perenes, destacando-se o Rio Grande, que deságua na margem esquerda do Rio São Francisco.

O relevo local é composto por chapadões que alcançam altitudes entre 471 e 1.030 metros, e os solos são intensamente intemperizados, pobres em fertilidade natural e com baixa capacidade de retenção hídrica, sendo os latossolos nas suas versões vermelho e vermelho-amarelo os mais comuns. Entre outras classes, encontram-se neossolos quartzarênicos, neossolos litólicos e argissolos (Santos, H. *et al.*, 2013). Geologicamente, são notáveis as formações Urucuia, do Cretáceo, e Bambuí, do Neoproterozoico. Com a recente expansão agrícola, São Desidério se tornou um

importante polo agrícola da região, fortemente ligado aos processos da fronteira agrícola do MATOPIBA (Loayza *et al.*, 2023).

3.2 Mapeamento e classificação de uso e cobertura da terra LULC (MapBiomass Brasil)

3.2.1 Etapas do processamento das classes mapeadas para a LULC

O processo de mapeamento espaço-temporal foi feito com respaldo em conjuntos de dados geoespaciais do Projeto MapBiomass (MapBiomass Project, 2025). A LULC utilizada faz referência à coleção 9, com 29 classes mapeadas à superfície em escala de tempo anual de 1985 a 2023 (totalizando 39 anos), para toda a Região do MATOPIBA, mais especificamente para o município baiano de São Desidério. O Quadro 1 apresenta a divisão do mapeamento geral das classes LULC, destacando as classes majoritárias bem como suas subclasses englobadas.

Quadro 1 - Níveis de mapeamento das classes LULC com base na Coleção 9

Classe majoritária	Subclasses
Floresta	Formação Florestal; Formação Savânica; Mangue; Floresta Alagável; Restinga Arbórea.
Vegetação Herbácea e Arbustiva	Campo Alagado e Área Pantanosa; Formação Campestre; Apicum; Afloramento Rochoso; Restinga Herbácea.
Agropecuária	Pastagem; Agricultura (Lavoura Temporária: Soja, Cana, Arroz, Algodão e Outras Lavouras Temporárias; Lavoura Perene: Café, Citrus, Dendê e Outras Lavouras Perenes); Silvicultura e Mosaico de Usos.
Área não vegetada	Praia, Duna e Areal; Área Urbanizada; Mineração e Outras não vegetadas.
Corpo d'água	Rio, Lago e Oceano; e, Aquicultura.

Fonte: Adaptado pelo autor de MapBiomass Project (2025).

O mapeamento tem por base uma série de dados do satélite Landsat, com imagens orbitais dos satélites Landsat-5, sensor Thematic Mapper (TM), com dados de 1985 a 2010, com exceção dos anos de 2001 e 2002, devido a problemas de falhas: Landsat-7, sensor Enhanced Thematic Mapper (ETM+), nos anos de 2001 e 2002, e em 2011 e 2012; e Landsat-8, sensores Operational Land Imager (OLI) e Thermal Infrared Sensor (TIRS), no período de 2013 a 2023. Foram utilizados os dados do produto de reflectância da superfície (SR), pertencentes à Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (*National Aeronautics and Space Administration* – NASA) e ao Serviço Geológico dos Estados Unidos (*United States Geological Survey* – USGS) (USGS/NASA, 2025).

Na primeira etapa para o processo de classificação da LULC, foram gerados mosaicos anuais contendo mais de uma centena de camadas de informação, embasados nas bandas multiespectrais de imagens disponíveis nos satélites Landsat, que visou a extrair o padrão de comportamento no espaço e no tempo em cada pixel. Destaca-se que os mosaicos são fontes de parâmetros para a classificação LULC, utilizando algoritmos, visando a uma melhor detecção de classes majoritárias como floresta, natural não florestal, agricultura, área não vegetada e água (Silva, John *et al.*, 2025).

Na segunda etapa do processo de classificação, foi definido o espaço de características, de acordo com os atributos característicos de cada uma das bandas multiespectrais dos sensores TM, ETM+ e OLI/TIRS (MapBiomas Project, 2025; Silva, John *et al.*, 2025). Com isso, foi utilizado um modelo com base em aprendizado de máquina para treinamento de amostras em cada ano e para cada região específica. O algoritmo de classificação automática aplicado foi o Random Forest (Breiman, 2001). Com respaldo no conjunto de dados treinado conforme os anos fornecidos da série temporal utilizada (1985-2023), foram extraídas amostras anuais de treinamento para cada um dos biomas que envolvem a Região do MATOPIBA (Cerrado, Amazônia e Caatinga). Os dados de saída do algoritmo de processamento foram um mapa espacial com a classificação LULC para cada ano. Destaca-se que algumas subclasses foram detectadas por um classificador de rede neural convolucional (CNN) - U-Net, como aquicultura, apicum, mineração, irrigação, arroz e citrus (MapBiomas Project, 2025; Silva, Jhon *et al.*, 2025).

Na terceira etapa, foram aplicados filtros espaço-temporais na classificação LULC, necessários para a remoção de ruído e a estabilização temporal. A aplicação do filtro espacial busca aumentar a consistência espacial da LULC, a qual tem eficiência em suprimir pixels isolados e pixels de borda. Destaca-se que também a estratégia de mosaico multitemporal foi utilizada para preencher lacunas em dados de pixels ausentes, que são problemas comuns principalmente no Landsat-7 ETM+. Com isso, o preenchimento de lacunas foi implementado no início do processo de pós-classificação, atribuindo um rótulo a qualquer pixel com valor ausente com base na classificação LULC anterior ou subsequente, conforme os processos metodológicos da USGS (MapBiomas Project, 2025; Silva, Jhon *et al.*, 2025).

Nesse contexto, ressalta-se que a abordagem multitemporal do MapBiomas reduziu significativamente a dependência de uma única imagem do Landsat-7. O filtro temporal também foi aplicado para reduzir mudanças inconsistentes nos padrões da

cobertura da terra, visando, além disso, a corrigir erros em função da excessiva cobertura de nuvens.

Na quarta etapa, cada uma das classes da LULC foi integrada num só mapa anual, representando a área de estudo, região do MATOPIBA e São Desidério-BA, bem como foi representado cada ano da análise espaço-temporal (1985-2023). Foram utilizadas regras de prevalência, customizadas e de vizinhança, considerando as particularidades de cada um dos biomas e suas classes, pela preocupação com a possível sobreposição de classes. Como o processo de integração pode gerar outras consequências de ruídos, novamente foi aplicada a filtragem espacial, visando a limpar as bordas e pixels soltos. Contudo, foram aplicadas mais de 100 regras de filtro espacial e temporal para cada pixel e em cada classe, promovendo a análise e validação ano a ano da coleção 9 (1985-2023) (MapBiomias Project, 2025; Silva, Jhon *et al.*, 2025).

Na quinta etapa, os processos do mapeamento da LULC foram submetidos às estatísticas zonais a partir das suas classes num total de 29, que foram mapeadas em diferentes unidades espaciais como biomas, estados e municípios (MapBiomias Project, 2025; Silva, John *et al.*, 2025). O presente estudo apresenta dados de métricas calculadas nos níveis regional e estadual.

Na sexta etapa, a classificação LULC foi avaliada por meio de estatística de análise de acurácia, bem como foram feitas uma avaliação de erros e uma validação com pontos amostrais independentes. Para isso, foram utilizados dados de referência que compreendem a extensão territorial dos biomas Cerrado, com um total de 21.290 amostras espaciais coletadas: Amazônia, totalizando 25.258 amostras; Mata Atlântica, com 14.497 amostras; e Pantanal, com um total de 2.008 amostras espacialmente independentes (MapBiomias Project, 2025).

3.2.2 Validação da classificação LULC

Em relação às amostras espaciais, foi empregada uma estratégia de amostragem estratificada considerando os níveis da junção de cartas do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), em escala de 1:250.000, e as classes de declividade da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (EMBRAPA). A obtenção dos pontos de validação teve por base as práticas propostas por Olofsson *et al.* (2014), Stehman (2014) e Stehman e Fody (2014). Destaca-se que o tamanho amostral total estabelecido foi

considerado com uma margem de erro máxima de 5%, com nível de confiança estatístico de 95%. Assim, as amostras de referência foram rotuladas conforme a classificação LULC e determinadas por meio de interpretações visuais, utilizando a plataforma de Inspeção Visual Temporal (Temporal Visual Inspection – TVI) (Silva, Jhon *et al.*, 2025), do Laboratório de Sensoriamento Remoto e SIG da Universidade Federal de Goiás (LAPIG/UFG). Nesse aspecto, foram extraídos dados do Landsat, como as composições RGB, para a coleta de amostras de treinamento e avaliação da acurácia por interpretação visual, também foram extraídos dados do produto MODIS-NDVI, bem como por meio de imagens de alta resolução do Google Earth (MapBiomias Project, 2025).

Toda a qualidade do mapeamento espaço-temporal, considerando os dados de referência, foi avaliada por métricas estatísticas de acurácia geral, discordância de alocação e de quantidade, como a matriz de erro populacional para estimativas da acurácia global, medida percentual da quantidade de amostras classificadas corretamente (MapBiomias Project, 2025; Silva, Jhon *et al.*, 2025). As métricas foram avaliadas para cada ano, baseando-se em tabulação cruzada das contagens amostrais para as classes mapeadas e de referência, incluindo critérios de acurácia e taxa de erros de omissão e inclusão para cada classe LULC (Ferreira Jr. *et al.*, 2025; Pontius; Millones, 2011; Stehman, 2014; Stehman; Fody, 2019). Outros detalhes relacionados às especificidades metodológicas da avaliação geral da precisão e exatidão do mapeamento da LULC podem ser acessados no Documento Base Teórico do Algoritmo (*Algorithm Theoretical Basis Document – ATBD*) (MapBiomias Project, 2025).

3.2.3 Métricas de Informações e Redutores Estatísticos

O mosaico anual contendo mais de 100 métricas de informações foi o dado de entrada característico para o real processo de classificação da LULC. A Tabela 1 destaca, a princípio, as características de dados base dos satélites/sensores, como as bandas multiespectrais, que foram submetidas a processos de análise estatística. Foram empregadas análises de redutores estatísticos como mínimo, mediana anual, mediana do período seco, mediana do período chuvoso e desvio padrão, sendo ambas as métricas aplicadas para cada pixel do mosaico anual. A série de satélites Landsat utilizada tem resolução espacial de 30 m e resolução temporal de 16 dias.

Tabela 1 - Bandas multiespectrais dos sensores TM, ETM+ e OLI/TIRS utilizadas no processo base da classificação LULC

Satélite	Banda multiespectral	Descrição da banda	Comprimento de onda (µm)	Redutores estatísticos aplicados por banda
Landsat-5 TM e Landsat-7 ETM+	B1 (Blue)	Azul	0,45–0,52	Mínimo; Mediana anual; Mediana do período seco; Mediana do período chuvoso; Desvio padrão
	B2 (Green)	Verde	0,52–0,60	
	B3 (Red)	Vermelho	0,63–0,69	
	B4 (Near infrared – NIR)	Infravermelho próximo	0,76–0,90	
	B5 (Shortwave infrared 1–SWIR1)	Infravermelho de ondas curtas 1	1,55–1,75	
	B6 (Thermal infrared)	Infravermelho termal	10,40–12,50	
	B7 (Shortwave infrared 2–SWIR2)	Infravermelho de onda curta 2	2,08–2,35	
Landsat-8 OLI/TIRS	B2 (Blue)	Azul	0,45–0,51	Mínimo; Mediana anual; Mediana do período seco; Mediana do período chuvoso; Desvio padrão
	B3 (Green)	Verde	0,53–0,59	
	B4 (Red)	Vermelho	0,64–0,67	
	B5 (Near infrared – NIR)	Infravermelho próximo	0,85–0,88	
	B6 (Shortwave infrared 2–SWIR1)	Infravermelho de onda curta 1	1,57–1,65	
	B7 (Shortwave infrared 2–SWIR2)	Infravermelho de ondas curtas 2	2,11–2,29	
	B10 (Thermal infrared)	Infravermelho termal	10,60–11,19	

Fonte: Adaptado pelo autor de USGS/NASA (2025).

Na Quadro 2, destacam-se os processos específicos da determinação de uma série de índices espectrais de vegetação (variáveis preditoras), estimados em função das bandas dos satélites/sensores. Também se destaca a determinação de outros índices e frações de variáveis preditoras que fizeram parte dos dados de entrada para classificar a LULC e o COS para toda a região estudada.

Quadro 2 - Índices espectrais e variáveis preditoras utilizadas no processo base da classificação LULC (continua)

Índice espectrais	Equação do índice	Fonte	Redutores estatísticos aplicados por banda
Índice de Absorção de Celulose (Cellulose Absorption Index – CAI)	$CAI = SWIR2 / SWIR1$	Nagler <i>et al.</i> (2003)	Amplitude; Máximo; Mínimo; Mediana anual; Mediana do período seco; Mediana do período chuvoso; Desvio padrão
Índice de Vegetação Melhorado 2 (Enhanced Vegetation Index 2 – EVI 2)	$EVI\ 2 = 2,5 \times (NIR - Red) / (NIR + 2,4 \times Red + 1)$	Parente e L. Ferreira (2018)	
Índice de Vegetação de Clorofila Verde (Green Chlorophyll Vegetation Index – GCVI)	$GCVI = (NIR / Green - 1)$	Burke e Lobell (2017)	
Cobertura de Hall (Hall Cover)	$Hall\ Cover = (-Red \times 0,017 - NIR \times 0,007 - SWIR2 \times 0,079 + 5,22)$	Hall <i>et al.</i> (2006)	
Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI)	$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red)$	Rouse Jr. <i>et al.</i> (1974)	
Índice de Diferença Normalizada da Água (Normalized Difference Water Index – NDWI)	$NDWI = (NIR - SWIR1) / (NIR + SWIR1)$	Gao (1996)	
Índice de Reflectância Fotoquímica (Photochemical Reflectance Index – PRI)	$PRI = (Blue - Green) / (Blue + Green)$	Gamon, Peñuelas e Field (1992)	
Índice/Fração	Equação do índice/fração	Fonte	Redutores estatísticos aplicados por banda
Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (Soil-Adjusted Vegetation Index – SAVI)	$SAVI = 1,5 \times (NIR - Red) / (NIR + Red + 0,5)$	Huete (1988)	

Quadro 2 - Índices espectrais e variáveis preditoras utilizadas no processo base da classificação LULC (conclusão)

Índice/Fração	Equação do índice/fração	Fonte	Redutores estatísticos aplicados por banda
Fração de Vegetação Verde (Green Vegetation Fraction – GV)	GV = Abundância fracionária de vegetação verde dentro do pixel	Souza Jr., Roberts e Cochrane (2005)	Amplitude; Máximo; Mínimo; Mediana anual; Mediana do período seco; Mediana do período chuvoso; Desvio padrão
Fração de Sombra da Vegetação Verde (Green Vegetation Shade Fraction – GVS)	GVS = GV / (GV + NPV + Soil + Cloud)	Housman, Chastain e Finco (2018)	
Índice de Fração de Diferença Normalizada (Normalized Difference Fraction Index – NDFI)	NDFI = (GVS – (NPV + Soil)) / (GVS + (NPV + Soil))	Souza Jr., Roberts e Cochrane (2005)	
Fração de Vegetação não Fotossintética (Non-photosynthetic Vegetation Fraction – NPV)	NPV = Abundância fracionária de vegetação não fotossintética dentro do pixel	Souza Jr., Roberts e Cochrane (2005)	
Índice de Fração do Ecossistema de Savana (Savanna Ecosystem Fraction Index – SEFI)	SEFI = (GV + NPV_S – Soil) / (GV + NPV_S + Soil)	Alencar <i>et al.</i> (2024) a	
Fração de Sombra (Shade Fraction – Shade)	Shade = 100 – (GV + NPV + Soil + Cloud)	Housman, Chastain e Finco (2018)	
Fração do Solo (Soil Fraction – Soil)	Soil = Abundância fracionária de solo dentro do pixel	Souza Jr., Roberts e Cochrane (2005)	
Índice de Fração do Ecossistema de Zonas Úmidas (Wetland Ecosystem Fraction Index – WEFI)	WEFI = ((GV + NPV) – (Soil + Shade)) / ((GV + NPV) + (Soil + Shade))	Rosa, M. (2020)	
Declividade do Terreno	Modelo digital global de superfície: 30 m	Tadono <i>et al.</i> (2014)	

Fonte: Adaptado pelo autor de MapBiomias Project (2025).

Os processos metodológicos gerais e de desenvolvimento da produção dos mapas temáticos à superfície, bem como os modelos e algoritmos específicos de classificação para cada conjunto de dados LULC, podem ser acessados por meio do ATBD (MapBiomias Project, 2024). Também, considerando que o bioma do Cerrado brasileiro é predominante entre os biomas do MATOPIBA, seus processos metodológicos específicos podem ser acessados no ATBD (Alencar *et al.*, 2025). Além disso, todos os detalhes específicos dos algoritmos para os processos de classificação, de aplicação dos filtros espaciais e temporais, bem como da integração dos dados e dos cálculos de estatísticas gerais estão disponibilizados no GitHub do MapBiomias (MapBiomias Project, 2025).

3.3 Mapeamento e classificação do COS (MapBiomias Solo)

3.3.1 Etapas do processamento das classes mapeadas para o COS

Foram utilizados e analisados os dados de estoque de carbono orgânico do solo

(COS), produto de mapas anuais desenvolvidos pelo MapBiomass Solo, segunda coleção, versão beta, que abrange o período de 1985 a 2023 e tem resolução espacial de 30 metros. Destaca-se que a unidade de medida dos pixels dos mapas do estoque de COS é em toneladas por hectare ($t\ ha^{-1}$) na camada do solo de 0-30 cm.

Uma das primeiras etapas para a classificação de COS une dados pontuais de solo e covariáveis ambientais a partir de sobreposição, resultando numa matriz de dados. Os dados pontuais de solo são estoque de COS, teores de areia, silte e argila, profundidade da amostra e coordenadas espacial e temporal. As covariáveis envolvem solo, clima, organismos, relevo, material parental, idade da LULC e posição espacial.

A partir da matriz de dados, avança-se para as etapas de treinamento dos modelos de predições, utilizando algoritmos de aprendizado de máquina como o classificador *random forest*, composto por centenas de árvores de regressão independentes, cada uma treinada com porções distintas dos dados de treinamento. O *random forest* modela relações estatísticas entre dados de solo coletados no campo experimental e variáveis preditoras. As matrizes de treinamento para os modelos *random forest* de estoque de carbono orgânico no espaço e no tempo foram geradas cruzando as amostras de treinamento com as variáveis preditoras (Quadro 3). Nesse contexto, cada árvore constrói relações estatísticas específicas entre os dados de solo e as variáveis preditoras, utilizando diferentes subconjuntos de dados para identificar padrões na relação solo-paisagem, que no caso do município de São Desidério, as amostras de treinamento foram sobre os aspectos do bioma Cerrado.

A matriz de dados também foi treinada utilizando modelo de predição no software R para melhorar a compreensão dos resultados de validação cruzada por meio de métricas estatísticas de acurácia e da própria eficiência do modelo. Contudo, os modelos treinados foram aplicados às variáveis preditoras para cada um dos 39 anos da série temporal de 1985 a 2023, totalizando 39 anos. Para cada pixel, os resultados das árvores de regressão foram agregados pela mediana, considerada o valor predito. Após as etapas de treinamento e estimativas, foram configurados os anos de interesse para a etapa de predição espacial e, em seguida, na obtenção dos mapas anuais do estoque de COS.

É importante destacar que as variáveis preditoras estáticas representam os fatores de formação do solo (clima, organismos, relevo e material de origem), que explicam a variação espacial das propriedades do solo, e as variáveis preditoras dinâmicas capturam os vetores de mudança ao longo do tempo, como alterações climáticas e mudanças no uso e manejo do solo (Quadro 3).

3.3.2 Conjuntos de dados amostrais de treinamento

Os dados de solo foram coletados de estudos publicados no repositório SoilData (MapBiomass, 2025). Foi selecionado um total de 250 conjuntos de dados para realizar a modelagem espaço-temporal do estoque de COS, os quais representam 15.729 pontos distribuídos em todo o Brasil, com informações sobre 29.881 camadas de solo. Ressalta-se que algumas propriedades de certas amostras, como granulometria da fração grosseira ($>2,0$ mm) e a densidade do solo, estavam ausentes. Entretanto, foram estimados utilizando modelos estatísticos conhecidos como funções de pedotransferência. A avaliação de desempenho da quantidade de fragmentos grossos apresentou um erro médio de 0,31%, raiz do erro quadrático médio de 7,8% e coeficiente de eficiência do modelo de 0,48%. A densidade do solo destacou um erro médio de 0,00 g cm⁻³, raiz do erro quadrático médio de 0,15 g cm⁻³ e coeficiente de eficiência do modelo de 0,74. Assim, a partir de verificações de qualidade, 236 conjuntos de dados, compondo 12.575 pontos e 19.028 camadas de solo, foram considerados aptos para compor as amostras de treinamento do modelo espaço-temporal do COS.

A porcentagem em massa de fragmentos grosseiros foi transformada em porcentagem em volume, assumindo uma densidade de 2,65 g cm⁻³. Com isso, o estoque de carbono orgânico do solo (g m⁻²) foi calculado para cada camada pela equação: teor de carbono $\times$ (1-fragmentos grossos) $\times$ densidade do solo $\times$ espessura da camada. Nos pontos de amostragem com múltiplas camadas até 30 cm de profundidade, os estoques de carbono de cada camada foram somados para compor o estoque total de carbono orgânico no ponto específico. O mapa de estoques de COS é do tipo de variável contínua, podendo variar de 0 a 255 t ha⁻¹.

Os dados principais de variáveis preditoras utilizadas no processo de modelagem e mapeamento do estoque de COS foram obtidas por meio de bancos de dados abertos, tanto em formato raster quanto vetorial (Quadro 3). São variáveis de mapas estáticos, sendo um para toda a série (1985-2023), bem como de mapas dinâmicos, sendo um para cada ano da série de dados temporais que cobre todo o território brasileiro. Assim, foi incluído um total de 106 variáveis preditoras admissíveis para a modelagem espaço-temporal de COS.

Quadro 3- Variáveis preditoras estáticas e dinâmicas utilizadas na modelagem do estoque anual de COS associadas ao fator de estado ou vetor de mudança do solo

Fator ou vetor	Variável preditora	Fonte	Tipo de variável
Solo	Teor de areia, silte e argila	MapBiomass Solo, Coleção 2.0 (2023)	contínua; estática
	Propriedades do solo como capacidade de troca catiônica, pH em água e volume de fragmentos grossos	SoilGrids 2.0 (Poggio <i>et al.</i> , 2021)	contínua; estática
	Probabilidade de ocorrência de classes de solo	SoilGrids 1.0 (Hengl <i>et al.</i> , 2014; Hengl <i>et al.</i> , 2017) e FAO GBSmap	contínua; estática
	Índices espectrais indicadores de minerais como óxidos de ferro e argilominerais	USGS/NASA (2025)	contínua; estática
Clima	Classificação climática de Köppen	Alvares <i>et al.</i> (2013)	categórica; estática
Hidrologia; Mudança climática	Cobertura do solo com lâmina de água (ocorrência/ausência e frequência absoluta)	MapBiomass, Coleção 9.0 (2024)	contínua; estática
Organismos	Classificação da vegetação primária (fitofisionomia)	IBGE (2012)	categórica; estática
Permanência e mudança da cobertura e uso da terra	Idade da classe de cobertura e uso da terra	MapBiomass, Coleção 9.0 (2024)	contínua; dinâmica
	Índices de vegetação como NDVI, SAVI e EVI	USGS/NASA (2025)	contínua; dinâmica
Perda de organismos	Indicadores de degradação da vegetação nativa (distância de borda de uso antrópico)	MapBiomass Degradação, Coleção Beta (Alencar <i>et al.</i> , 2024a)	contínua; dinâmica
	Indicadores de ocorrência de fogo (ocorrência acumulada; frequência no período; anos desde o último fogo)	MapBiomass Fogo, Coleção 3.0 (Alencar <i>et al.</i> , 2024a)	contínua; dinâmica e estática
Relevo	Variáveis morfométricas do terreno como declividade, índice topográfico composto e elevação	Amatulli <i>et al.</i> (2020)	contínua; estática
Geologia	Classificação da geologia (províncias estruturais)	IBGE (2025a)	
Território ou posição espacial	Classificação territorial por bioma	IBGE (2025b)	categórica; estática
	Coordenadas geográficas (latitude e longitude)	IBGE (202c)	contínua; estática

Fonte: Adaptado pelo autor do MapBiomass (2024) (2025).

Destaca-se que a classificação climática de Köppen foi incluída nas variáveis para detectar os efeitos do clima em larga escala (Quadro 3). Os efeitos localizados da hidrologia e da mudança climática foram representados por indicadores de cobertura do solo com lâmina d'água ao longo da série temporal.

Foram utilizados na modelagem os mapas de fitofisionomia e províncias estruturais do IBGE (classificação da vegetação primária) para representar os efeitos de larga escala da vegetação primária e da geologia. Foram também obtidas variáveis morfométricas do terreno, derivadas do modelo digital de elevação da base de dados do Geomorpho90m, para representar os efeitos locais do relevo.

Foram determinados os índices de vegetação NDVI, SAVI e EVI (equações de estimativas destacadas) (Quadro 3), derivados de imagens anuais da série de satélites Landsat, características das bandas multiespectrais (Tabela 1). O efeito de longo prazo da vegetação no solo foi modelado com médias móveis ponderadas desses índices,

considerando os últimos sete anos, atribuindo maior peso aos anos recentes. Já o efeito temporal da cobertura e uso da terra foi representado pela evolução da idade de cada classe do MapBiomas Cobertura 9.0, classes dos dados LULC (Tabela 1). Na modelagem também foram incorporadas as pressões antrópicas e naturais sobre a vegetação com base nos dados dos produtos do MapBiomas Degradação e MapBiomas Fogo.

Foram obtidos e incorporados à modelagem mapas estáticos de propriedades e classes de solo relacionados ao estoque de carbono orgânico provenientes das plataformas do SoilGrids e da FAO. Os índices espectrais obtidos de imagens Landsat foram usados para indicar o conteúdo de minerais no solo. Recortes territoriais, como a classificação de biomas do IBGE e a posição espacial, foram utilizados para representar as relações entre clima, organismos, relevo, geologia e solo.

Toda a modelagem e mapeamento espaço-temporal do estoque de COS foram realizados utilizando R e Python (localmente) e a plataforma Google Earth Engine (com processamento em nuvem). A avaliação da qualidade do modelo durante o processo de modelagem foi submetida a métricas de desempenho estatístico, aplicando o erro médio (EM), erro absoluto médio (MAE), erro quadrático médio (RMSE) e coeficiente de eficiência do modelo (MEC) (MapBiomas, 2024).

Os códigos e a linguagem de programação computacional desenvolvidos pela plataforma MapBiomas estão disponíveis no repositório GitHub, sob licença aberta. Todos os dados também estão disponíveis sob a licença aberta *Creative Commons* Atribuição CC-BY no repositório MapBiomas Data (MapBiomas Project, 2025).

3.4 Teste de Mann-Kendall e Sen's slope na LULC e na COS

Tendo como referência os dados quantitativos pixel a pixel dos mapas temáticos das classificações LULC e COS, foram aplicados os testes de tendência temporal de Mann-Kendall e Sen's slope (Kendall; Gibbons, 1990; Mann, 1945; Sen, 1968). A análise de tendência visou a avaliar estatisticamente as tendências significativas de perda e ganho anual das classes de cobertura e uso da terra (LULC) da coleção 9 do MapBiomas e os estoques de carbono orgânico do solo (COS), tanto para a região do MATOPIBA quanto para São Desidério-BA, no período de 1985 a 2023.

Destaca-se que o teste não paramétrico de Mann-Kendall não assume uma distribuição de dados específica, mas requer dados de séries temporais consistentes. Com

isso, foi aplicado o teste da função de autocorrelação para verificar se as variáveis da série temporal utilizada eram independentes entre si (Miura; Nakaegawa, 2024; Sneyers, 1991).

Para a hipótese nula (h_0), assume-se que não há tendência nos dados; e para a hipótese alternativa (h_1), assume-se que os dados representam uma tendência monotônica. O teste de tendência temporal de Mann-Kendall foi aplicado [Equação (1)] (Kendall; Gibbons, 1990; Mann, 1945).

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{Sgn}(x_j - x_i) \quad (1)$$

em que:

n é o número de pontos de dados;

x_i e x_j representam os dados nas séries temporais i e j ($j > i$), respectivamente; e

$\text{Sgn}(x_j - x_i)$ é definido [Equação (2)].

$$\text{Sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} +1 & \text{se } (x_j - x_i) > 0 \\ 0 & \text{se } (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & \text{se } (x_j - x_i) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Nesse sentido, quando o número de observações (n) é grande, a distribuição de probabilidade S converge para a distribuição normal com média zero, sendo a variância $[\text{Var}(S)]$ [Equação (3)].

$$\text{Var}(S) = \frac{[n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^q t_i(t_i-1)(2t_i+5)]}{18} \quad (3)$$

em que:

n é o número do conjunto de dados; t_i é o número de valores no i -ésimo grupo; e

q é o número de grupos contendo valores repetidos.

E, portanto, a estatística do teste de Mann-Kendall é estimada pelo valor observado para a variável Z_{MK} , cujo valor estatístico S pode ser transformado em Z_{MK} , conforme as condições impostas na Equação (4).

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{se } S > 0 \\ 0, & \text{se } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{se } S < 0 \end{cases} \quad (4)$$

em que:

o intervalo dos valores $-1,96 \leq Z_{MK} \leq 1,96$ caracteriza que não existe tendência significativa na série temporal e se aceita a hipótese nula (h_0). A análise de tendência é significativa

ao nível de confiança de 99% ($p < 0,01$) se $|Z_{MK}| \text{ for} > 2,58$ e ao nível de 95% ($p < 0,05$) se $|Z_{MK}| \text{ for} > 1,96$. Valor de Z_{MK} positivo indica que a série temporal tem tendência crescente e valor de Z_{MK} negativo indica tendência temporal decrescente.

Considerando que as tendências temporais para as classes de dados LULC e COS foram identificadas com base no valor p, além do teste de tendência temporal de Mann-Kendall, foram aplicados o teste não paramétrico de tendência de inclinação de Sen (Sen's slope) e a estatística Tau de Kendall para estimar a inclinação da tendência real em amostra de "n" pares de dados. O valor estatístico do Tau varia de -1 a 1 e expressa a força e a direção da associação entre as classes da LULC e do COS. Deste modo, os valores negativos indicam tendência decrescente e os valores positivos indicam tendência crescente dentro de cada classe mapeada. Na inclinação de Sen, foi aplicado um modelo de estimativa de tendência linear, cuja variância nos resíduos deve permanecer constante ao longo do tempo (Sen, 1968) [Equação (5)].

$$Q_i = \left(\frac{x_j - x_k}{j - k} \right), \text{ para } i = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

em que:

x_j e x_k representam os valores dados nos tempos j e k ($j > k$), respectivamente.

Para apenas um dado em cada período de tempo, considera-se $N = n(n-1)/2$, em que n é o número do período de tempo. Para múltiplas observações em um ou mais períodos de tempo, considera-se $N < n(n-1)/2$. Os valores n de Q_i são classificados do menor para o maior, e a mediana da declividade ou o estimador de inclinação de Sen é estimado [Equação (6)].

$$Q_{\text{med}} = \begin{cases} Q_{[(n+1)/2]}, & \text{se } n \text{ for ímpar} \\ \frac{Q_{[n/2]} + Q_{[(n+2)/2]}}{2}, & \text{se } n \text{ for par} \end{cases} \quad (6)$$

em que:

o sinal de Q_{med} é a tendência dos dados, e o valor é a declividade da tendência.

Para estimar se a inclinação mediana é significativamente diferente de zero, o intervalo de confiança de Q_{med} foi obtido por meio de uma probabilidade específica [Equação (7)] (Gilbert, 1987).

$$\text{Var}(S) = Z_{1-p/2} \sqrt{\text{Var}(S)} \quad (7)$$

em que:

$Z_{1-p/2}$ é obtido pela tabela de distribuição normal padrão.

Nesta pesquisa foram atribuídos os intervalos de confiança de 95% ($p < 0,05$) e 99% ($p < 0,01$), para cálculo de $M_1 = (n - C_p)/2$ e $M_2 = (n + C_p)/2$, respectivamente os limites inferiores ($Q_{\min}$) e superiores ($Q_{\max}$) do intervalo de confiança são o M_1 th maior e o $(M_2 + 1)$ th maior das estimativas de inclinação de n -ordenado, respectivamente (Gilbert, 1987). A declividade Q_{med} é significativamente diferente de zero se os limites $Q_{\min}$ e $Q_{\max}$ tiverem sinais semelhantes.

3.5 Processamento digital em nuvem: Google Earth Engine

O processamento de dados das principais etapas descritas, como a determinação dos índices e todo o processo de classificação da LULC e do COS, foi embasado na tecnologia de sensoriamento remoto do Google, plataforma Google Earth Engine (GEE, 2025) que opera com uma infraestrutura de processamento digital em nuvem, utilizando linguagens de programação computacional em Python. O GEE tem uma biblioteca com visualização e capacidade de análises geoespaciais em larga escala no espaço e no tempo. Para o desenvolvimento do presente estudo, foi feito cadastro via e-mail, permitindo o acesso público como usuário de desenvolvimento científico (Gorelick *et al.*, 2017).

No software GEE, a série de imagens orbitais do Landsat utilizada é disponibilizada de forma gratuita. Na interface de processamento do GEE, foi direcionada a série temporal do MapBiomas, que corresponde à classificação temática da Coleção 9, utilizando o kit de ferramentas “toolkit-lulc”, script predefinido dentro da plataforma¹. O processamento automático dos dados se destaca pela aplicabilidade de composições dos satélites Landsat sem a presença de nuvens e suas sombras, baseando-se em períodos de tempo específicos, o que otimizou o contraste espectral e auxiliou na discriminação de classes (MapBiomas Project, 2025).

O mascaramento das nuvens e suas sombras são etapas que utilizam a banda de avaliação de qualidade (QA) e o redutor de mediana do software GEE, que visam a melhorar a integridade dos dados ao indicar quais pixels podem ser afetados ou estão sujeitos à contaminação das nuvens (USGS, 2017). Os scripts específicos para cada

¹ Acessado na sua biblioteca pelo código:
<https://code.earthengine.google.com/f13c7b7d5eca8beeb6b15d5182a793b6?noload=true>.

satélite podem ser acessados na biblioteca do GEE dos códigos ID^{2,3}.

Para facilitar o acesso aos dados de cobertura e uso da terra do MapBiomias dentro do Google Earth Engine, é possível acessar as classificações LULC sem a necessidade de baixar ou subir os dados na plataforma⁴.

3.6 Metodologia do índice de vegetação

Com base no produto da refletância da superfície e das bandas multiespectrais dos satélites Landsat, foi estimado o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) para o município de São Desidério-BA, avaliando a série de 5 em 5 anos, como os anos de 1985, 1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015, 2020 e 2023.

O NDVI foi estimado pela razão entre a diferença das bandas multiespectrais da refletância nas faixas do infravermelho próximo (B_{NIR}) e do vermelho (B_{Red}) pela soma dessas mesmas faixas [Equação (8)] (Huete, 1988; Huete *et al.*, 2002; Oliveira, V. *et al.*, 2024; Silva, Jhon *et al.*, 2023).

$$NDVI = \frac{B_{NIR} - B_{Red}}{B_{NIR} + B_{Red}} \quad (8)$$

em que:

B_{NIR} e B_{Red} são as bandas multiespectrais da refletância da superfície dos sensores TM, ETM+ e OLI do satélite Landsat (Tabela 1).

Para a estimativa do NDVI, foi necessário desenvolver um produto tecnológico e de inovação, com base no processamento automático a partir da plataforma Google Earth Engine (GEE) (Fig. 2). Foram criados códigos/scripts utilizando a linguagem de programação Python, tendo sido incorporados os conjuntos de dados geoespaciais das coleções dos satélites Landsat, via biblioteca do GEE: Landsat-5, sensor TM com ID específico: ("LANDSAT/LT05/C02/T1_L2") para os períodos de 01/01/1985-31/12/1985; 01/01/1990-31/12/1990; 01/01/1995-31/12/1995; 01/01/2000-31/12/2000; 01/01/2005-31/12/2005; 01/01/2010-31/12/2010; e Landsat-8, sensor OLI com ID:

²Para o Landsat-5 TM e Landsat-7 ETM+m acessar:

<https://code.earthengine.google.com/1eaa85c5dd5ec9bbfc5402ef183a28e2?noload=true>.

³Para o Landsat-8 OLI/TIRS, acessar:

<https://code.earthengine.google.com/9841241f7ed93a37ca16cf6064241328?noload=true> e <https://code.earthengine.google.com/4afa9376dd042029f6ea23eb0ef46422?noload=true>.

⁴Usar o link: <https://brasil.mapbiomas.org/codigos-e-ferramentas/>.

("LANDSAT/LC08/C02/T1_L2"), de 01/01/2015-31/12/2015; 01/01/2020-31/12/2020 e 01/01/2023-31/12/2023 (GEE, 2025).

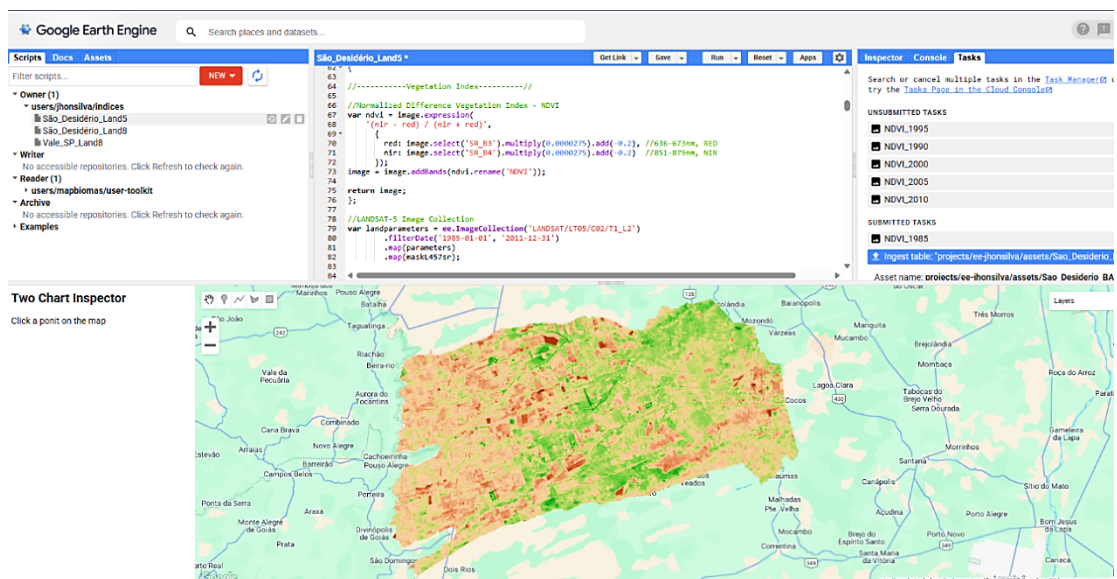


Figura 2 - Interface da programação digital do NDVI para São Desidério-BA na plataforma Google Earth Engine
Fonte: Elaboração própria (2025).

Foram aplicados fatores de correção e calibração atmosférica para ambas as bandas multiespectrais dessas coleções, como o fator multiplicativo, com valor de referência de 0,0000275, e o fator aditivo, de -0,2, conforme critérios de Chander, Markham e Helder (2009) para o produto da refletância da superfície, coleção 2 (USGS/NASA, 2025). Além disso, foram adotados critérios para minimizar o impacto relacionado às nuvens, como o mascaramento de nuvens e suas sombras por meio de uma banda específica para ambos os satélites/sensores. Nesse sentido, a biblioteca do GEE tem um script/código específico para este procedimento, o qual foi adaptado de acordo com as indicações do algoritmo para o Landsat⁵.

O script de processamento digital criado nesta pesquisa está disponível na forma de acesso público, podendo ser utilizado como base para o processamento de outras áreas específicas e em escala de tempo sazonal, bem como podendo ser aprimorado para a determinação de outros parâmetros^{6,7}.

Destaca-se que o amplo processamento de dados em função dos sensores

⁵Acessar: <https://code.earthengine.google.com/54aabb24979858b32a59aae8ba125c>.

⁶Para o Landsat-5 TM, acessar: <https://code.earthengine.google.com/4621c7d002913ad5569ed9140dcac726?noload=true>.

⁷Para o Landsat-8 OLI/TIRS, acessar: <https://code.earthengine.google.com/a965b275c51b037ce4d712fcdddbef12?noload=true>.

Landsat bem como os métodos e algoritmos relacionados estão disponíveis no repositório do Google Earth Engine (GEE, 2025).

3.7 Análises estatísticas

Os resultados quantitativos e espaço-temporais do índice de vegetação NDVI foram avaliados pixel a pixel pela estatística descritiva, como as medidas de tendência central e dispersão, destacando a média, mínima, máxima, desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV).

A variabilidade espacial do NDVI foi avaliada de acordo com os critérios de classificação de Warrick e Nielsen (1980), baseando-se nos valores do coeficiente de variação quando $CV < 12\%$ é de baixa variabilidade, $CV = 12\% - 60\%$ é de média variabilidade e $CV > 60\%$ é de alta variabilidade.

A análise dos testes de tendência temporal foi determinada pelo software R, versão 4.4.0 (R CORE TEAM, 2024). Os valores estatísticos descritivos dos dados da LULC e do NDVI foram extraídos do processamento automático da plataforma Google Earth Engine⁸.

3.8 Elaboração dos mapas temáticos e cruzamento de dados raster

Os mapas temáticos que ilustram esta pesquisa foram gerados com base em dados de sensoriamento remoto do projeto MapBiomass, que cobrem de forma contínua o período entre 1985 e 2023, permitindo uma análise espaço-temporal das mudanças na região MATOPIBA e no município de São Desidério, na Bahia, ao longo de várias décadas. Foram elaborados mapas de uso e cobertura da terra (LULC), desenvolvimento da irrigação por pivô central, índices de vegetação (NDVI) e estoque de carbono no solo, o que possibilitou uma análise integrada da dinâmica agrícola e ambiental durante quase quarenta anos.

Tanto o processamento quanto a organização das bases cartográficas foram feitos no QGIS, utilizando um único sistema de referência geográfica (WGS 84 – EPSG: 4623), segundo as diretrizes institucionais do MapBiomass. As metodologias consistiram em selecionar e recortar os dados raster conforme os limites do município, padronizar as

⁸Acesso: <https://developers.google.com/earth-engine/guides/landsat>.

classes temáticas, aplicar simbologia graduada e categórica e produzir mapas que fossem comparáveis entre os anos estudados. Uma longa série histórica, como a utilizada em levantamentos nacionais de mapeamento temático por sensoriamento remoto, é o que permite detectar tendências estruturais de mudança no uso do solo, a expansão da agricultura irrigada ou as variações nos padrões de vegetação e carbono, garantindo a consistência analítica e a robustez temporal dos resultados (MapBiomass, 2024; Souza, A. *et al.*, 2020).

Foi feito na plataforma Google Colab o cruzamento de dados raster por pixel, entre mapas de estoque de carbono orgânico no solo (COS), expressos em toneladas por hectare ($t\ ha^{-1}$), e mapas binários de irrigação por pivô central. Para cada ano da série (1985–2023), os valores de COS foram extraídos separadamente para áreas irrigadas (valor 1) e não irrigadas (valor 0), considerando apenas pixels com valores válidos ($\neq NoData$). Esse tipo de análise, baseada na lógica de *zonal statistics*, tem sido amplamente adotado em estudos que visam a investigar variações espaciais de atributos biofísicos em função de categorias temáticas (Demattê, 2025).

Etapas do cálculo:

- a) para cada pixel válido ($\neq NoData$), é atribuído:
 - um valor de COS estimado (em t/ha), vindo da imagem formato .tif; e
 - um valor binário de irrigação: 1 = irrigado, 0 = não irrigado.
- b) o algoritmo separa os pixels em dois grupos:
 - Grupo A = irrigado; e
 - Grupo B = não irrigado.
- c) calcula-se a média aritmética simples dos valores de COS em cada grupo,

[Equação ((9))]:

$$COS\ médio = \frac{\sum_{i=1}^n COS_i}{n} \quad (9)$$

em que:

COS_i = valor de COS do i-ésimo pixel;

n = número total de pixels válidos no grupo.

- d) diferença relativa (%) [Equação (10)].

$$Diferença\ (\%) = \left(\frac{SOC_{irrigado} - SOC_{não\ irrigado}}{SOC_{não\ irrigado}} \right) \times 100 \quad (9)$$

O algoritmo gerado para este resultado está disponível em <https://drive.google.com/file/d/1F3Hp6ZvxbFiRYYe3pN0bix2oZPsFQE8C/view?usp=ssharing>.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Uso e ocupação da terra na região do MATOPIBA (1985–2023)

A Figura 3 apresenta a dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra (LULC) no MATOPIBA. Os mapas temáticos à superfície destacam a classificação LULC pixel a pixel com ênfase para os usos da terra: floresta, vegetação herbácea e arbustiva agropecuária, área não vegetada e corpos d’água, entre 1985 e 2023 (Fig. 3).

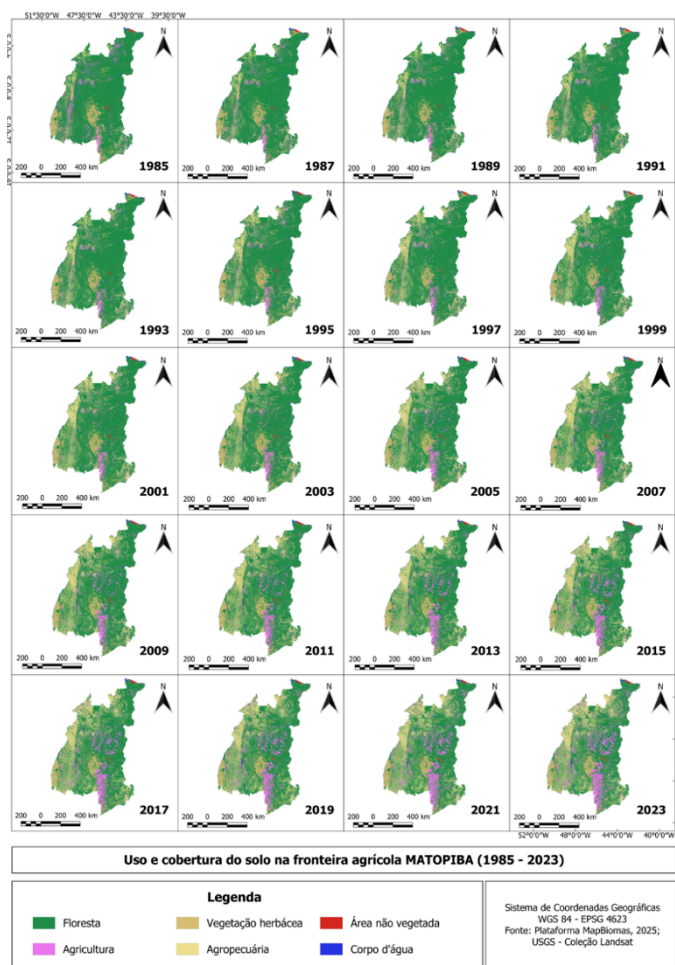


Figura 3 - Dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra (LULC) para a região MATOPIBA, entre 1985 e 2023

Fonte: Elaboração própria (2025).

Destaca-se que, entre 1985 e 2023, a cobertura e o uso da terra na área do MATOPIBA passaram por mudanças significativas, particularmente em relação à mecanização da agropecuária, que levou à substituição das formações florestais e da vegetação nativa. Portanto, ressalta-se que, ao longo da análise espaço-temporal, os mapas apresentam uma redução do vigor vegetativo, condição detectada espectralmente pela classificação LULC. Nos anos de 1985, 1990 e 1995, a classe majoritária de floresta se configurava consistentemente, principalmente da região central até o leste do mapa (pixel verde escuro). Entretanto, a partir de 2000 e com pico em 2023, a floresta foi fragmentada e substituída pela atividade agropecuária, potencializada pelo crescimento das áreas agrícolas (Fig. 3).

As condições de mudanças apresentadas na Figura 3 podem estar mais diretamente associadas às pressões das atividades antrópicas, que avançam sobre o ambiente natural de forma acelerada, causando desequilíbrios e impactos ambientais na região. Por outro lado, devem ser mencionados outros impactos, como as mudanças climáticas regionais, que têm aumentado seus efeitos e prejudicado os regimes de chuva, com alta variabilidade e eventos de seca cada vez mais dinâmicos e duradouros (Spera *et al.*, 2016; Silva, Jhon *et al.*, 2023; Silva, Jhon *et al.*, 2024).

A Tabela 2 mostra a validação estatística efetiva da precisão global para a classificação LULC, considerando as peculiaridades de cada um dos biomas do MATOPIBA, além de destacar os erros globais de inclusão e omissão para cada classe mapeada da região. A validação do mapeamento tem alta precisão global: para o Cerrado de 81,8%, Caatinga de 97,6% e Amazônia de 90% (MapBiomas Project, 2025).

Tabela 2 - Estatísticas de precisão global e erros de inclusão e omissão da classificação LULC

Bioma e Coleção geral		Acurácia global (%)	Discordância de área (%)		Discordância de alocação (%)
Cerrado		84,7	0,8		14,5
Caatinga		82,3	1,9		15,8
Amazônia		96,8	1,0		2,2
Coleção 9		93,0	1,0		6,0
Erros de inclusão					
Classe Mapeada	Floresta	Vegetação Herbácea	Agropecuária	Área não vegetada	Corpos Hídricos
Floresta	0,93	-0,01	-0,05	-0,0001	-0,003
Vegetação herbácea	-0,18	0,63	-0,17	-0,0006	-0,008
Agropecuária	-0,09	-0,01	0,89	-0,003	-0,002
Área não vegetada	-0,005	-0,001	-0,05	0,94	0,00
Corpos hídricos	-0,02	-0,03	-0,01	0,00	0,94
Erros de omissão					
Floresta	0,92	-0,02	-0,06	-0,00005	-0,00
Vegetação herbácea	-0,12	0,76	-0,11	-0,0001	-0,009
Agropecuária	-0,08	-0,03	0,89	-0,0009	-0,0007
Área não vegetada	-0,01	-0,005	-0,16	0,82	0,00
Corpos hídricos	-0,08	-0,03	-0,04	0,00	0,85

Fonte: Elaboração própria (2025).

Na Tabela 3 destacam-se as principais condições de mudanças dos dados LULC para o MATOPIBA, que, diante dos valores quantitativos dos pixels dos mapas temáticos, foi aplicado o teste de tendência temporal de Mann-Kendall. Com isso, foram identificadas as tendências de perda e ganho ao longo do tempo (1985-2023).

As classes de floresta e agropecuária se mostraram inversamente proporcionais, confirmando a percepção de mudança dos mapas temáticos acima (Fig. 4). Nesse aspecto, foi identificada para a floresta tendência significativa decrescente ao nível de 99% de confiança ($Z_{MK}=-8,9517$; $Tau=-1$; $p<0,01$) (Tabela 3; Fig. 4A). Tanto a floresta quanto a vegetação herbácea e arbustiva perderam continuamente uma quantidade significativa de cobertura. Com relação às florestas, houve média de perda de 390 mil ha/ano⁻¹ (Tabela 3), enquanto a vegetação arbustiva diminuiu cerca de 25 mil ha/ano⁻¹ de acordo com Sen's Slope (Tabela 3). Essa atividade afeta não apenas a biodiversidade da região, mas igualmente a habilidade dos ecossistemas de se ajustarem às alterações climáticas.

A classe agropecuária cresceu de forma significativa (Fig. 4B), com tendência positiva bem clara ($Z_{MK}=8,9517$; $Tau=1$; $p<0,01$), segundo o teste de Mann-Kendall, resultando em aumento médio anual de cerca de 413 mil ha detectados pelo Sen's Slope (Tabela 3). Os valores de Tau de -1 a 1 indicados para a agropecuária e para a floresta indicam condição de perda e ganho de forma forte e acentuada, respectivamente (Tabela 3). Vale ressaltar que o crescimento da agropecuária se deve, em grande parte, à produção de soja, algodão e milho, que tornaram essa região uma fronteira agrícola vital para o Brasil (Spera, 2020).

Tabela 3 - Significância e magnitude da análise de tendência Mann-Kendall's e Sen's Slope para a região do MATOPIBA, entre 1985 e 2023

Teste de Mann-Kendall para detecção de tendências				
Dados LULC	Tau	Sen's slope	ZMK-value	p-value
Floresta	-1	-390841,00	-8,9517	< 2.2e-16**
Vegetação arbustiva	-0,9973	-25731,10	-8,9275	< 2.2e-16**
Agropecuária	1	413857,80	8,9517	< 2.2e-16**
Área não vegetada	0,471	2497,559	4,2097	2.557e-05**
Água	0,2038	495,4737	1,8145	0.0696ns

Fonte: Elaboração própria (2025).

Nota: ** = significativo a 1%; ns = não significativo.

Ao longo do tempo, observou-se que a expansão da agricultura também levou a uma maior definição da classe de áreas não vegetadas (Fig. 4D). Apesar de o aumento dessas áreas ter sido menor em números absolutos, ainda assim houve tendência de crescimento significativo ($Z_{MK}=4,2097$; $Tau=0,4971$; $p<0,01$), indicando o possível aumento de áreas degradadas na região, bem como do maior manejo do solo e de

infraestruturas para a produção agrícola.

A classe de corpos hídricos, por sua vez, demonstrou leve tendência de crescimento, embora sem significância estatística (Fig. 4; Tabela 3). Este crescimento, ainda que modesto, pode se refletir na ampliação da infraestrutura hídrica para a sustentação da produção agrícola irrigada (Sano *et al.*, 2024).

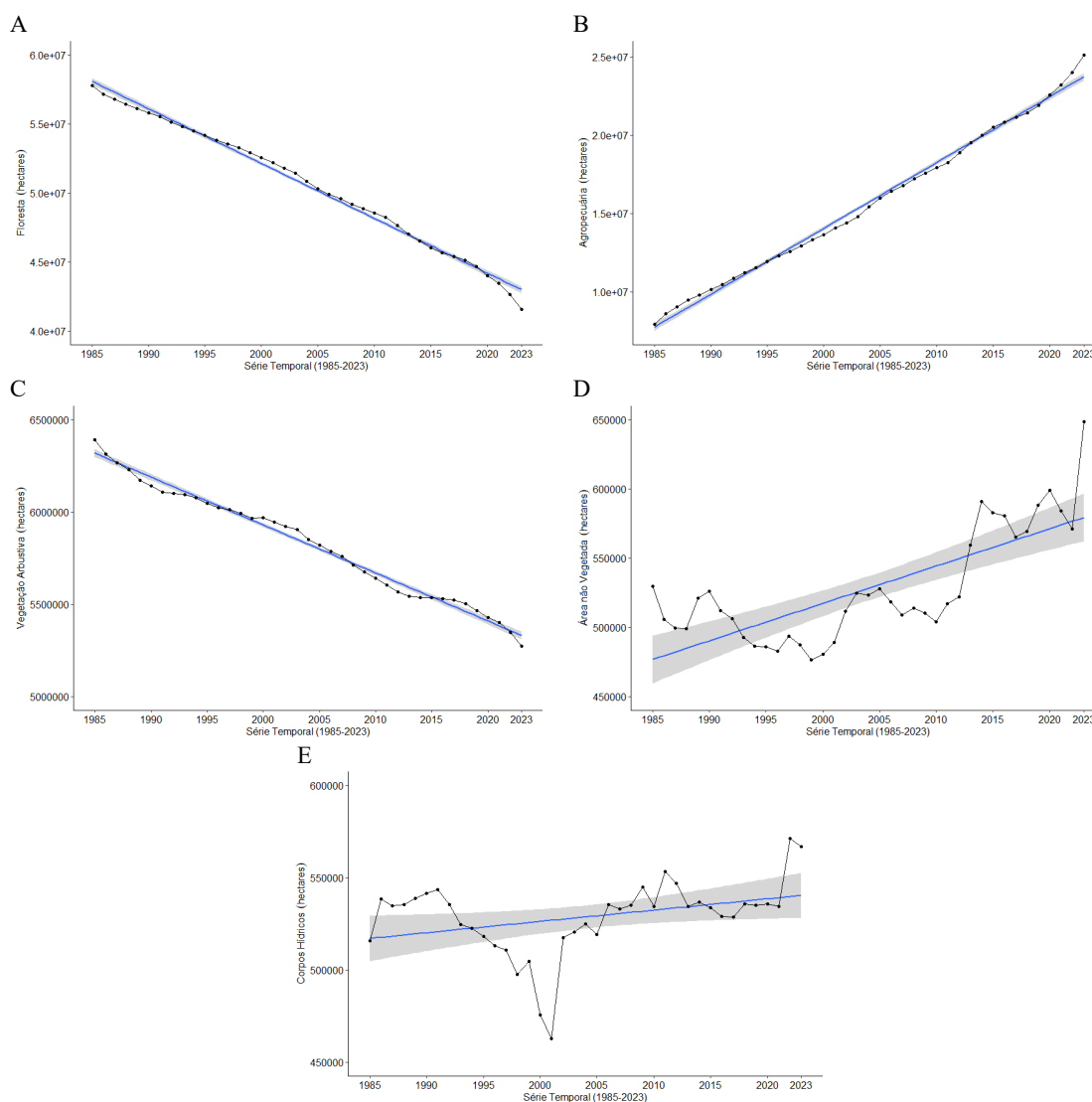


Figura 4 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as classes LULC na região do MATOPIBA, entre 1985 e 2023

Fonte: Elaboração própria (2025).

Os resultados, de maneira integrada, corroboram o padrão de alteração do MATOPIBA, que se converte em uma área predominantemente caracterizada pela agropecuária mecanizada, acompanhada de rápida diminuição da cobertura natural. A crescente expansão da área não vegetada indica pressões adicionais sobre o solo e os recursos hídricos, aumentando os desafios para uma gestão sustentável. Pesquisas

recentes indicam que, na ausência de políticas para uso racional e um manejo conservacionista, a expansão da agricultura pode afetar, a longo prazo, tanto os estoques de carbono no solo quanto a disponibilidade de água (Rodrigues, A. *et al.*, 2022).

4.2 Uso e ocupação da terra no município de São Desidério (1985–2023)

Os mapas temáticos da LULC (Fig. 5) demonstraram mudanças significativas ao longo do tempo, com forte fragmentação da vegetação nativa. Por outro lado, observou-se aumento acentuado da agricultura irrigada, que substituiu inclusive as áreas de pastagem de forma significativa a partir dos anos 2000. Na Figura 6 destacam-se os padrões de mudanças espaço-temporais da LULC para São Desidério-BA, entre 1985 e 2023 (Fig. 5).

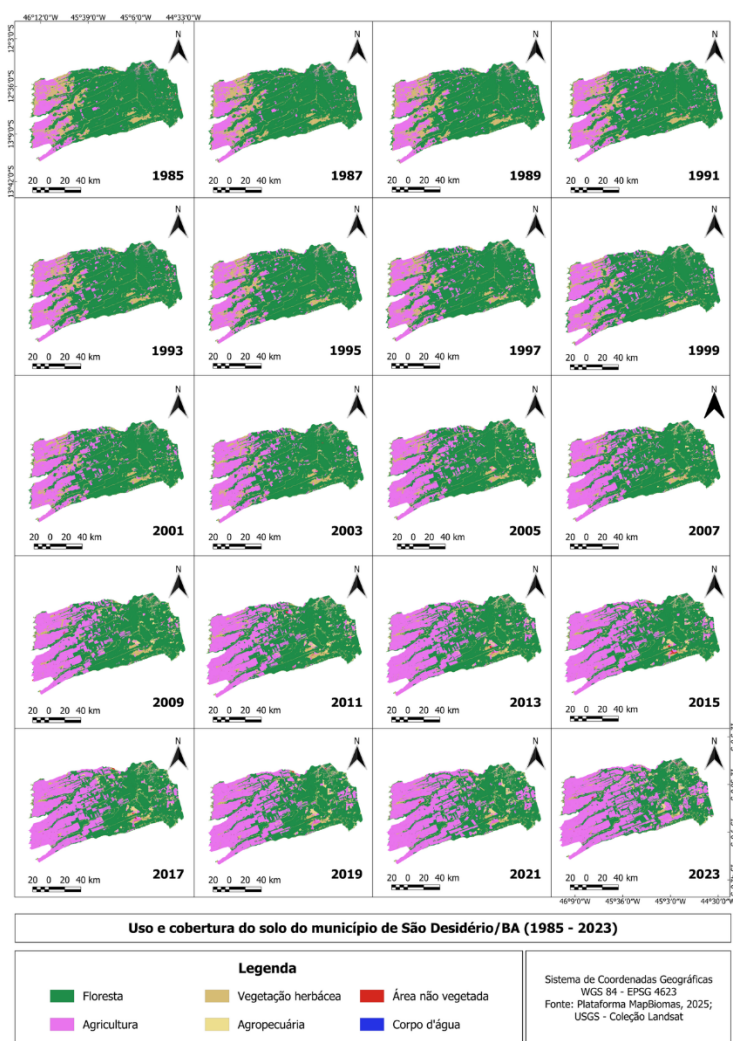


Figura 5 - Dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra (LULC) para o município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023
Fonte: Elaboração própria (2025).

Em destaque, as mudanças temporais significativas da LULC para o município de São Desidério-BA, onde foram identificadas tendências de perda e ganho ao longo da série temporal de 1985 a 2023 (Tabela 4).

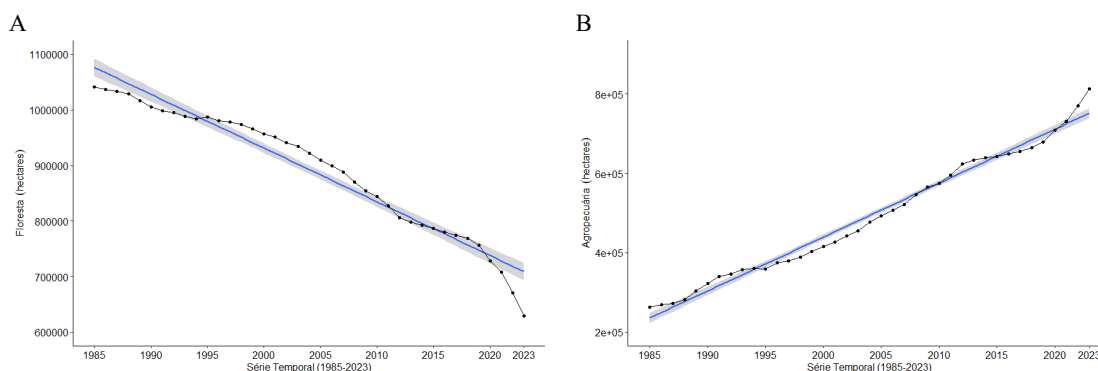
Tabela 4 - Significância e magnitude da análise de tendência de Mann-Kendall e Sen's Slope para São Desidério-BA, entre 1985 e 2023

Dados LULC	Teste de Mann-Kendall para detecção de tendências			
	Tau	Sen's slope	ZMK-value	p-value
Floresta	-0,9973	-9294,23	-8,9275	< 2.2e-16**
Vegetação arbustiva	-0,9811	-4133,00	-8,7823	< 2.2e-16**
Agropecuária	0,9973	13411,10	8,9275	< 2.2e-16**
Área não vegetada	0,6059	100,50	5,4194	5.98e-08**
Água	-0,7194	-29,20	-6,4248	1.32e-10**
Pastagem	0,9406	1288,133	8,4516	< 2.2e-16**
Agricultura	1	14992,67	8,9517	< 2.2e-16**
Silvicultura	0,7591	52,09375	6,7766	1.231e-11**
Lavouras temporárias	1	14983,60	8,9517	< 2.2e-16**
Mosaico de usos	-0,4683	-2531,77	-4,1855	2.845e-05**

Fonte: Elaboração própria (2025).

Nota: ** = significativo a 1%.

Para o município de São Desidério, a classe de floresta apresentou tendência de redução significativa ($Z_{MK}=-8,9275$; $Tau=-0,9973$; $p<0,01$), destacando perda média anual de 9.294 ha (Tabela 4; Fig. 6A), enquanto a vegetação herbácea e arbustiva também registrou tendência significativa decrescente ao longo do tempo ($Z_{MK}=-8,7823$; $Tau=-0,9811$; $p<0,01$), com uma perda de 4.133 ha/ano⁻¹, de acordo com o Sen's Slope (Tabela 4; Fig. 6C). De forma inversa a essas duas classes, as áreas da agropecuária aumentaram significativamente ($Z_{MK}=8,9275$; $Tau=0,9973$; $p<0,01$), com ganho médio anual de 13.411,1 ha (Tabela 4; Fig. 6B). Considerando os valores do Tau, confirma-se a forte condição de substituição da vegetação nativa por áreas de pastagem e de agricultura (Tabela 4).



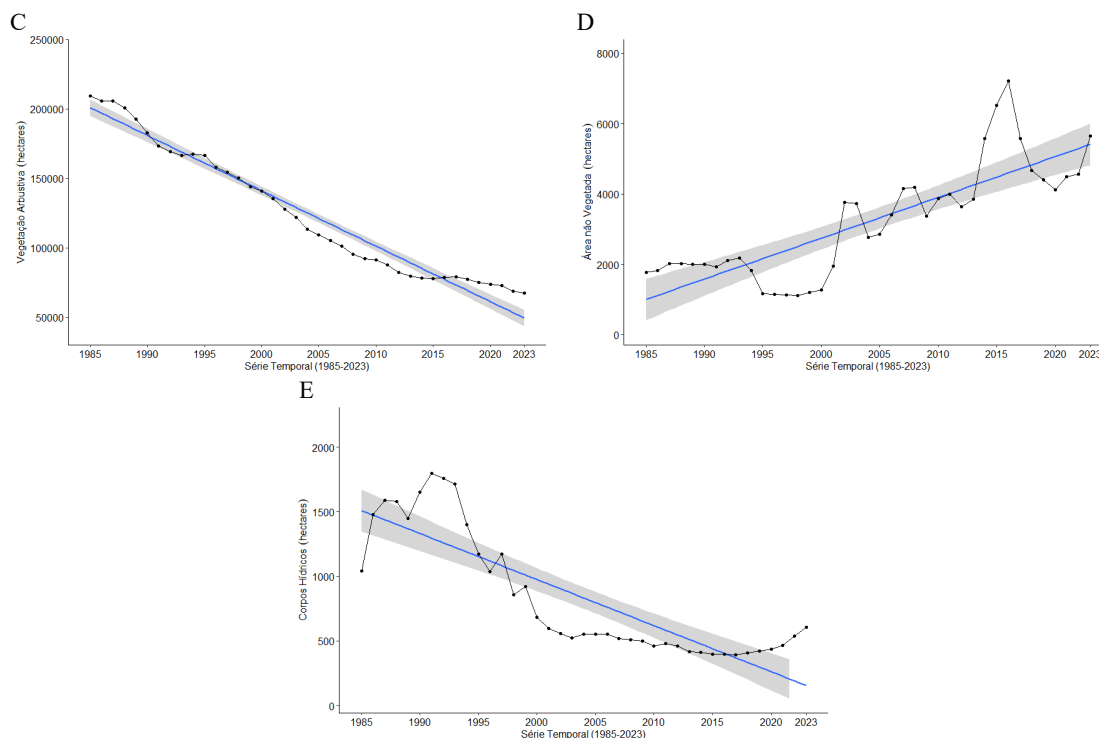


Figura 6 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as classes LULC majoritárias (Floresta, Agropecuária, Vegetação Herbácea e Arbustiva, Área não Vegetada e Corpos Hídricos) no município de São Desidério, entre 1985 e 2023

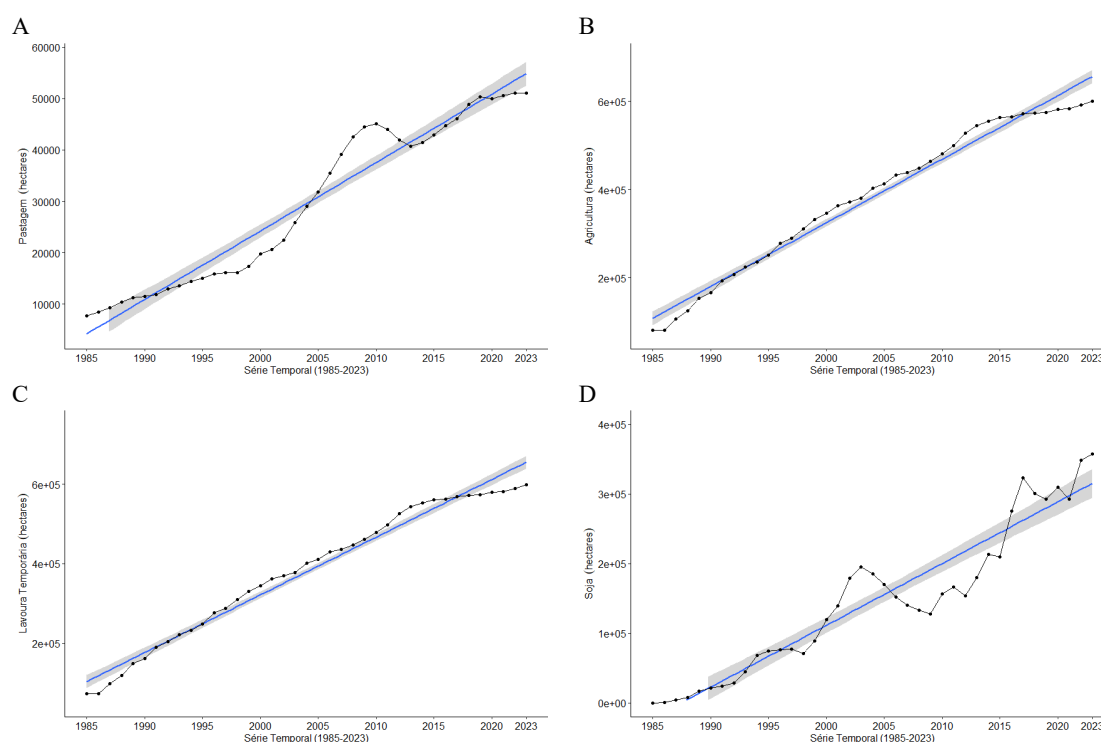
Fonte: Elaboração própria (2025).

As áreas não vegetadas destacaram tendência significativa crescente ($Z_{MK}=5,4194$; $\text{Tau}=0,6059$; $p<0,01$), totalizando perda anual de 100,5 ha (Tabela 4; Fig. 6D), em razão do crescimento da urbanização bem como da própria infraestrutura logística do agronegócio, como silos, rodovias e outras infraestruturas de suporte. Esse padrão foi denotado por Pequeno e Elias (2020), que investigaram a urbanização em fronteiras agrícolas e destacaram que a infraestrutura é parte indissociável da expansão agrícola. Essas áreas também podem estar associadas à expansão agrícola do município, assim como ainda podem ser refletidas em razão da redução dos corpos hídricos. Essa última classe está apresentando tendência significativa de diminuição ($Z_{MK}=-6,4248$; $\text{Tau}=-0,7194$; $p<0,01$). Deste modo, resultou em uma perda média anual de 29,2 ha (Tabela 4; Fig. 6E), que totaliza 1.138,8 ha a menos das áreas cobertas por corpos hídricos no município, ao longo da série temporal (1985-2023).

Apesar de serem menos numerosas do que as florestas que desaparecem, a redução dos corpos d'água é notável e indica pressão crescente sobre os recursos hídricos, cujo processo está intimamente ligado à agricultura irrigada, em particular aos pivôs centrais que consomem muita água na região oeste da Bahia. Nesse aspecto, já havia sido demonstrada por A. Silva *et al.* (2021) a relação entre apropriação hídrica e diminuição

de fluxos em bacias locais. Scanlon *et al.* (2021) ressaltam que a irrigação em expansão ao redor do mundo aumenta a pressão sobre aquíferos, colocando em risco um colapso hídrico em áreas de fronteira agrícola. No município de São Desidério, esses resultados servem como um alerta, pois a irrigação impulsiona a produção, mas sua viabilidade a longo prazo depende de uma gestão responsável da água.

Visando a compreender as condições de mudanças mais específicas para São Desidério, a Figura 7 destaca o comportamento de algumas das subclasses englobadas nas classes majoritárias da série temporal da LULC. A subclasse da pastagem apresentou tendência altamente significativa ($Z_{MK}=8,4191$; $\text{Tau}=0,9410$; $p< 0,01$), com ganho de área de, aproximadamente, $1.288,13 \text{ ha/ano}^{-1}$ (Tabela 4). Esse padrão indica que, embora a agricultura mecanizada seja mais dinâmica, a pecuária ainda é um dos elementos centrais na definição do uso do solo da região, mas seu crescimento mais contido indica saturação no território, com algumas regiões transformadas em lavouras mecanizadas. A literatura respalda esse processo de substituição, pois Bolfe *et al.* (2024) mostraram que áreas de pastagem degradada costumam preceder a conversão para cultivo de grãos no Cerrado, enquanto C. Santos *et al.* (2024) modelaram as perdas de carbono em pastagens, evidenciando como a intensificação agrícola altera o ciclo do carbono. Isso evidencia que em São Desidério a pecuária atua como uma fase transitória de ocupação, ainda significativa, mas lentamente sendo substituída por monoculturas lucrativas.



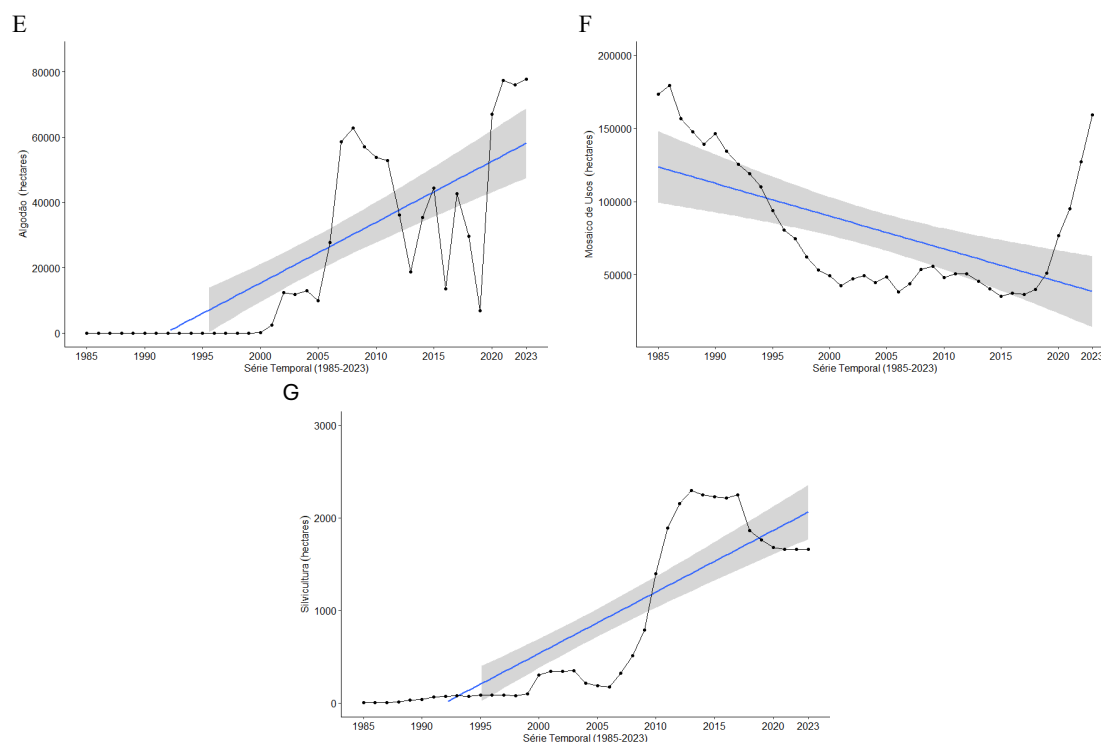


Figura 7 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as classes LULC majoritárias (Pastagem, Agricultura, Lavoura Temporária, Soja, Algodão, Mosaico de Usos e Silvicultura) no município de São Desidério, entre 1985 e 2023

Fonte: Elaboração própria (2025).

Vale ressaltar que o município de São Desidério, Bahia, firmou-se como polo de crescimento agrícola mecanizado no MATOPIBA. Os dados para a classe de agricultura confirmaram tendência positiva e com intensidade de crescimento forte e acentuada ($Z_{MK}=8,9517$; $Tau=0,9410$; $p<0,01$), com ganho anual em torno de 14.993 ha ano⁻¹ e ganho total na série temporal (1985-2023) de 584.727 ha (Fig. 7B, Tabela 4). Destaca-se nesse contexto a tendência de crescimento significativo das áreas de lavouras temporárias ($Z_{MK}=8,9517$; $Tau=1$; $p<0,01$) (Fig. 7C; Tabela 4), o que confirma que culturas como soja, milho, arroz e algodão são os principais responsáveis pela mudança no território.

A soja cresceu de forma significativamente expressiva ($Z_{MK}=7,621$; $Tau=0,851$; $p<0,01$) (Fig. 7D; Tabela 4), portanto, se firmando como a cultura de tendência principal, apresentando ganho de 8.737,5 ha/ano⁻¹ e ganho total de 340.762,5 ha. Enquanto o algodão, com um crescimento significativamente menos intenso, todavia ainda é uma cultura importante em São Desidério ($Z_{MK}=5,9507$; $Tau=0,696$; $p<0,01$) (Fig. 7E; Tabela 4), com ganho de 1.479,37 ha/ano⁻¹ e ganho total de 57.695,43 ha ao longo da série temporal. Conforme destacam A. Silva *et al.* (2021) e H. Fonseca *et al.* (2022), a leitura local é que a modernização produtiva em São Desidério resulta da irrigação intensiva, do conhecimento científico sobre o clima e da integração na logística global.

A classe de mosaico de usos mostrou tendência de redução significativa ($Z_{MK}=-4,1855$; $\text{Tau}=-0,468$; $p<0,01$) (Fig. 7F, Tabela 4). A referida diminuição sugere alteração gradual, estando as regiões naturais e de transição sendo substituídas por cultivos especializados. Esse procedimento ocasiona a padronização da paisagem, o que diminui a diversidade ecológica. Investigação realizada em outros países, como a de Zhao *et al.* (2025), revela que a conversão de Cerrado nativo em zonas agrícolas reduz significativamente a habilidade da paisagem em capturar carbono, ao passo que Spera *et al.* (2016) destacam que a fragmentação do Cerrado compromete o funcionamento hidrológico regional. Essas evidências ampliam a leitura de Polizel *et al.* (2021) e Pompeu, Assis e Ometto (2024), inserindo o caso de São Desidério em um debate global sobre a perda de serviços ecossistêmicos.

A silvicultura apresentou característica interessante em São Desidério, a partir da sua tendência crescente e de forte intensidade ($Z_{MK}=6,7766$; $\text{Tau}=0,759$; $p<0,01$) (Fig. 7G, Tabela 4), com aumento de 52 ha/ano⁻¹, majoritariamente em razão dos cultivos de eucalipto para celulose e madeira. Embora de pequena magnitude, a tendência é estável e indica diversificação benéfica. Porém, de acordo com Iglesias-Carrasco *et al.* (2025), o cultivo de eucalipto tem efeitos prejudiciais sobre a fauna e a biodiversidade.

4.3 Área irrigada por pivô central em São Desidério (1985–2023)

A análise estatística da série temporal de 1985 a 2023 indica que a área irrigada por pivô central em São Desidério apresenta tendência bastante acentuada de crescimento (Fig. 8). O teste de Mann–Kendall indicou $\tau=0,989$ ($p<0,001$), com média estimada de crescimento de cerca de 1.200 ha anualmente, de acordo com a inclinação de Sen (IC95%:1.104-1.347 ha/ano¹). São dados que evidenciam crescimento constante, sem grandes interrupções, tornando o município o maior polo nacional de irrigação por pivô central (ANA, 2023; Pereira Guimarães; Charlotte, 2024).

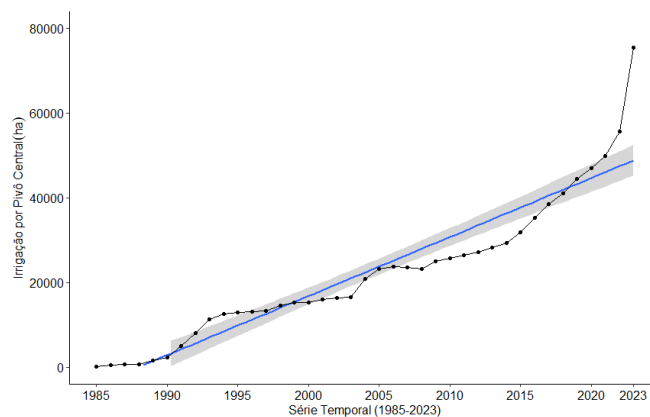


Figura 8 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para área de irrigação via pivô central no município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023
 Fonte: Elaboração própria (2025).

A Figura 8, gráfico da série temporal, indica aumento quase constante por quatro décadas, sugerindo que a irrigação não foi um desenvolvimento esporádico, mas um processo contínuo de intensificação.

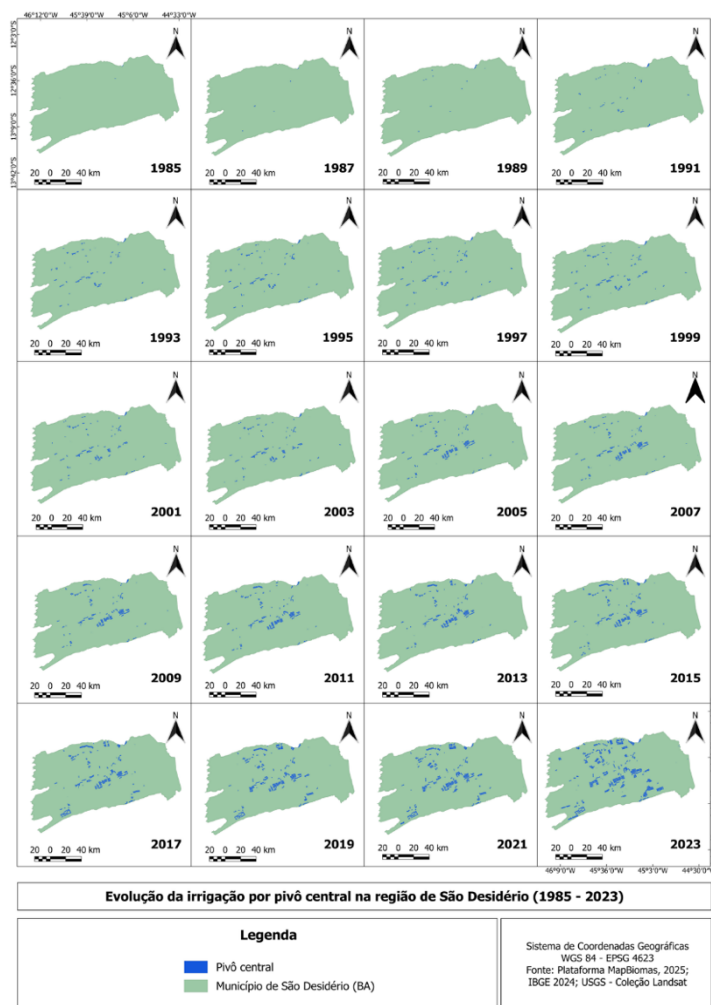


Figura 9 - Distribuição espaço-temporal da área irrigada por pivô central no município de São Desidério-BA, no período de 1985 a 2023
 Fonte: Elaboração própria (2025).

A Figura 9 apresenta a evolução espaço-temporal anual das áreas irrigadas por pivô central em São Desidério-BA. Destaca-se tendência de crescimento significativa em áreas irrigadas por pivô central.

É importante ressaltar como o sensoriamento remoto contribui para essa avaliação. Imagens de satélite, principalmente das missões Landsat e Sentinel, combinadas com algoritmos de classificação, tornaram possível identificar e monitorar a evolução da expansão dos pivôs ao longo do tempo. De acordo com estudos recentes, é possível identificar com alta precisão os círculos de irrigação utilizando métodos automatizados e de visão computacional (Bazrafkan *et al.*, 2025). Essa estratégia será crucial, tanto para medir a área irrigada quanto para entender como ela se distribui no espaço e ao longo do tempo.

Pesquisas regionais, como a de R. Santos *et al.* (2023), mostram que, desde os anos 1980, o MATOPIBA passou por rápida proliferação de pivôs centrais, especialmente com a expansão da fronteira agrícola no Cerrado do Norte. Em São Desidério, esse progresso foi possibilitado por características locais como grandes propriedades mecanizáveis, acesso ao aquífero Urucuia, que fornece água subterrânea, e uma infraestrutura de armazenamento e transporte que apoia as cadeias globais de *commodities*.

Do ponto de vista ambiental e socioeconômico, o crescimento conjunto da agricultura mecanizada e da irrigação por pivô central é carregado de implicações significativas na região, pois a intensificação da produção pode aumentar a pressão sobre o Aquífero Urucuia e os rios de cabeceira, bem como impulsionar a concentração de terras e a uniformização da paisagem agrícola (Assis; Escada; Amaral, 2021).

Outros estudos indicam que a intensificação da agricultura aumenta a vulnerabilidade à erosão e à perda de solo em áreas periurbanas, o que agrava os desafios da gestão territorial (Pereira, M.; Cabral, 2021). Por outro lado, a adoção de tecnologias de irrigação de precisão, juntamente com práticas de conservação, pode ser uma solução para reduzir os impactos, garantindo também que os sistemas de produção permaneçam resilientes principalmente diante das mudanças climáticas (Wanyama *et al.*, 2023; Zhang, J. *et al.*, 2021).

No entanto, estudos recentes mostram avanços promissores no controle da eficiência no uso da água. Modelos que integram a evapotranspiração calculada por sensoriamento remoto com a análise estatística multivariada têm permitido identificar desperdícios e otimizar lâminas de irrigação (Dias *et al.*, 2021). Isso possibilita irrigação

de precisão em pivôs centrais, aumentando a produtividade e a sustentabilidade regional.

De acordo com Pereira Guimarães e Charlotte (2024), São Desidério tem quase 92 mil ha irrigados por pivôs centrais, e o que vai muito além da infraestrutura hídrica consolidada é a transformação do espaço agrícola moldado pela água e pelo acesso a tecnologias que demandam intensificação. Estudos locais apontam que a ampliação do uso de pivôs na região do MATOPIBA está fortemente atrelada à lógica das culturas de soja e algodão, que necessitam de uma estabilidade hídrica para atingirem seus máximos patamares de produtividade pela irrigação suplementar (Colman *et al.*, 2024; Pimenta *et al.*, 2021).

A Figura 10 mostra o comparativo da profunda mudança territorial que ocorreu em São Desidério entre 1985 e 2023, caracterizada pela constante redução da vegetação nativa e dos mosaicos de uso, pela rápida expansão da agricultura mecanizada e pelo significativo aumento da área irrigada por pivô central.

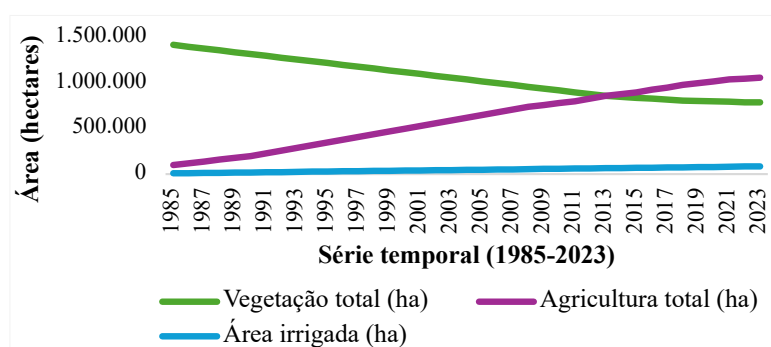


Figura 10 - Comparativo da área de irrigação via pivô central, vegetação e agricultura no município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023

Fonte: Elaboração própria (2025).

Esse modelo reafirma a posição do município como o coração da expansão agrícola do Cerrado, alinhando-se ao que a literatura aponta sobre o MATOPIBA, que é caracterizada pela conversão da vegetação nativa em cultivos comerciais em larga escala (Fig. 11) (Polizel *et al.*, 2021).

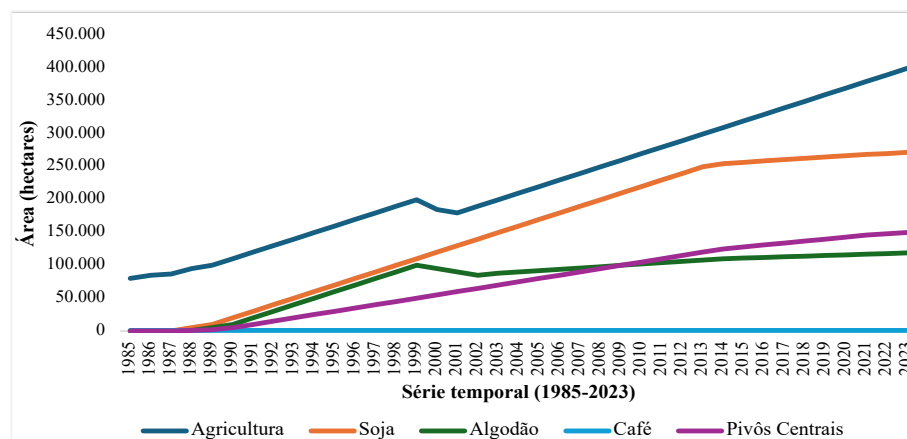


Figura 11 - Comparativo da área de irrigação via pivô central, agricultura, soja, algodão e café no município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023

Fonte: Elaboração própria (2025).

Do ponto de vista global, fenômenos análogos ocorreram em várias outras fronteiras agrícolas. Em solos calcários mediterrâneos, a adoção da irrigação em sistemas agrícolas alterou a dinâmica do carbono orgânico e inorgânico no solo, com efeitos importantes sobre a fertilidade, a estrutura e os processos de agregação (Antón *et al.*, 2022; Soto *et al.*, 2024).

4.4 Estoques de carbono orgânico no solo (COS)

Os mapas de estoque de carbono orgânico no solo na Figura 12, referentes a 1985, 2005 e 2023, mostram onde e como o carbono orgânico no solo de São Desidério-BA se comportou ao longo do tempo, no período de 1985 a 2023. A predominância de classes intermediárias de carbono é notável, com áreas de maior estoque ligadas, em grande parte, a locais que sofrem menos intervenções humanas, ao passo que áreas impactadas pela conversão e intensificação do uso do solo exibem uma variabilidade espacial maior. Entre os três períodos comparados, fica evidente que, após a expansão agrícola inicial, os padrões de estoque de carbono se estabilizam, indicando novo equilíbrio dinâmico.

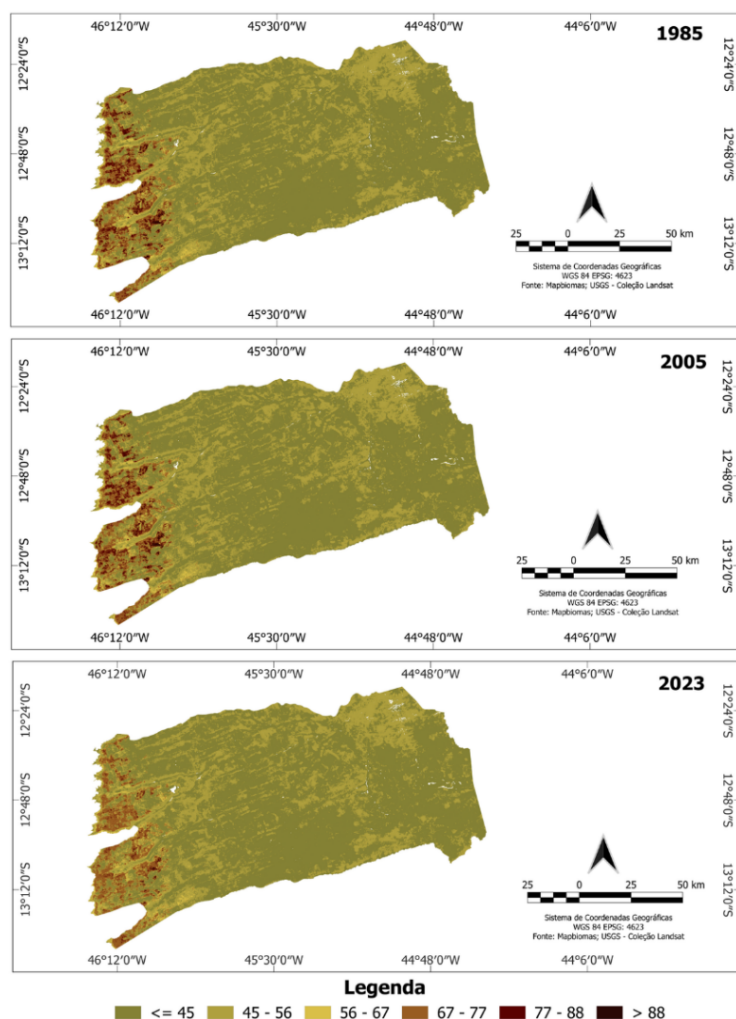
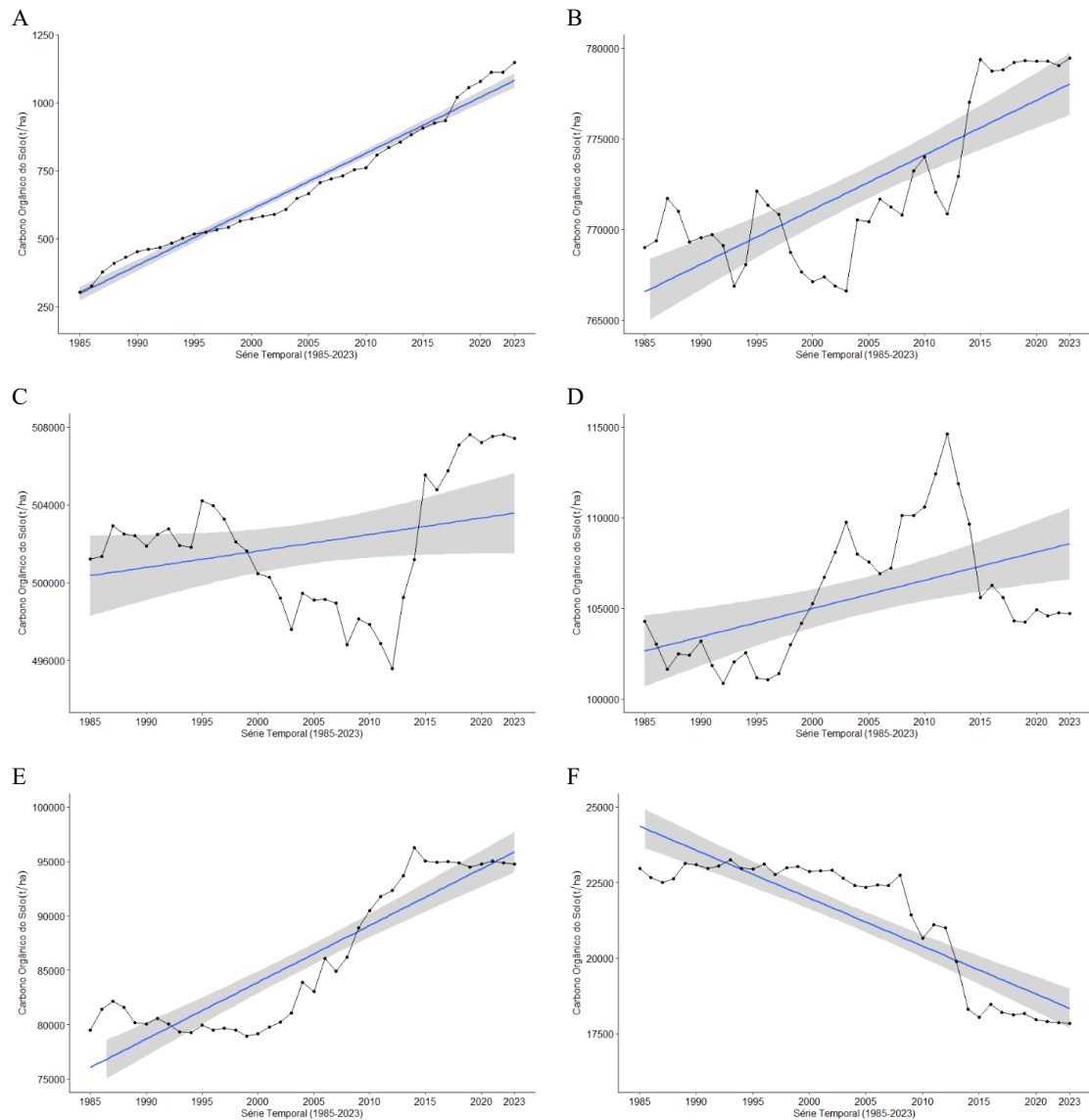


Figura 12- Distribuição espaço-temporal do estoque de carbono orgânico na camada 0-30 cm no município de São Desidério-BA, no período de 1985 a 2023
Fonte: Elaboração própria (2025).

A análise estatística, conforme o protocolo metodológico do MapBiomass Solo, revelou que, no município de São Desidério, as faixas de estoques de carbono apresentam tendências que se distinguem entre si (Fig. 12). Quanto aos estoques mais baixos, de 0 a 10 t ha⁻¹ (Fig. 12A), a tendência foi positiva e altamente significativa. ($\tau = .1,00$; $p < 0,001$), configurando aumento médio anual de 20,4 ha. Esse resultado revela que as áreas degradadas ou com baixo acúmulo de carbono estão se tornando mais frequentes na paisagem, o que indica perda de fertilidade e maior exposição do solo. Para as classes de 10-20 e 20-30 t ha⁻¹, não foi possível gerar os gráficos.

Já em faixas médias, os resultados são mais variáveis, porém se apresentaram significativos. Por exemplo, a classe de 30-40 t ha⁻¹ (Fig. 12B) destacou crescimento variável e significativo ao longo do tempo ($\tau = 0,53$; $p < 0,001$), com ganho anual de 293 ha. Em contraste, a faixa de 40-50 t ha⁻¹ não mostrou tendências significativas (Fig. 12C), indicando que esse estoque permanece bastante estável. Já faixa de 50-60 t ha⁻¹ (Fig.

12D) apresentou aumento considerável ($\text{Tau}=0,35$; $p=0,001$), com ganho anual médio em torno de 133 ha. Particularmente, a faixa de 60-70 t ha⁻¹ (Fig. 9E) se destacou, apresentando um valor $\text{Tau}=0,61$ forte e incremento médio de 510 ha/ano⁻¹, o que indica tendência de ampliação das áreas que acumulam carbono em níveis intermediários, possivelmente em decorrência da implementação de sistemas agrícolas irrigados ou integrados.



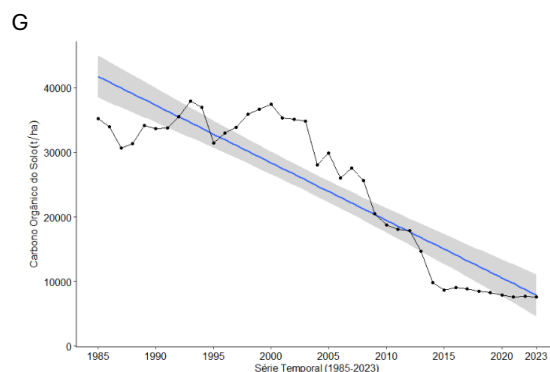


Figura 13 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para estoque de carbono nas faixas de 0-10 t ha⁻¹, 30-40 t ha⁻¹, 40-50 t ha⁻¹, 50-60 t ha⁻¹, 60-70 t ha⁻¹, 70-80 t ha⁻¹ e >80 t ha⁻¹, na camada de 0-30 cm, no município de São Desidério, entre 1985 e 2023

Fonte: Elaboração própria (2025).

A classe de 70-80 t ha⁻¹ (Fig. 12F) apresentou tendência de diminuição acentuada ($\tau=-0,73$; $p<0,001$), destacando-se perda média anual de 138 ha/ano⁻¹. A faixa maior que 80 t ha⁻¹ (Fig. 12G) também apresentou redução significativa ($\text{Tau}=-0,69$; $p<0,001$), com estimativa de perda anual de 882 ha/ano⁻¹. Esses dados sugerem que as áreas que mais sequestram carbono estão desaparecendo rapidamente, o que revela a transformação de vegetação nativa e de solos resilientes em terras para uma agricultura mais intensiva.

A Figura 14 mostra que o carbono do solo foi redistribuído, tendo as classes com alto teor de COS diminuído, enquanto as classes médias e baixas aumentaram. Isso mostra que, apesar de mais áreas irrigadas e maior produtividade, a capacidade de armazenamento de carbono foi comprometida. Estudos regionais apontam que a conversão do Cerrado nativo em áreas agrícolas mecanizadas e irrigadas causa substituição de estoques de carbono elevados por estoques intermediários, o que se traduz em perda líquida de carbono ao longo do tempo (Dalmagro *et al.*, 2022; Ferreira-Paiva *et al.*, 2022).

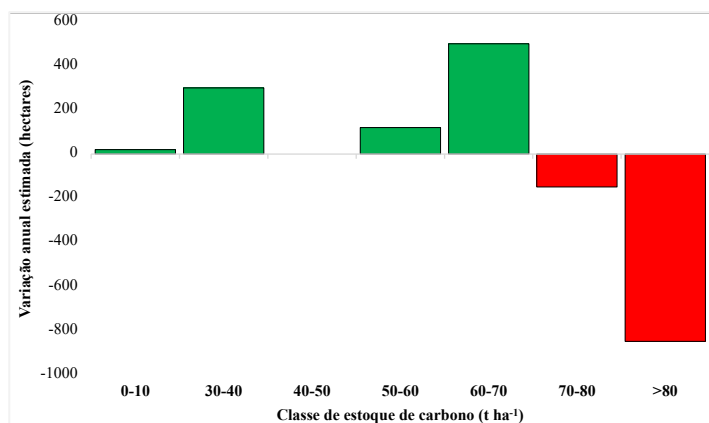


Figura 14 - Tendência de variação de área anual para faixas do estoque de carbono no solo na camada de 0-30 cm, no município de São Desidério-BA

Fonte: Elaboração própria (2025).

A Figura 15 retoma a explicação anterior e destaca os valores do Tau de Kendall, que indica que quanto mais próximo de 1 a condição de ganho é forte e intensa, bem como quanto mais próximo de -1 observa-se uma condição de perda de forma forte e acentuada.

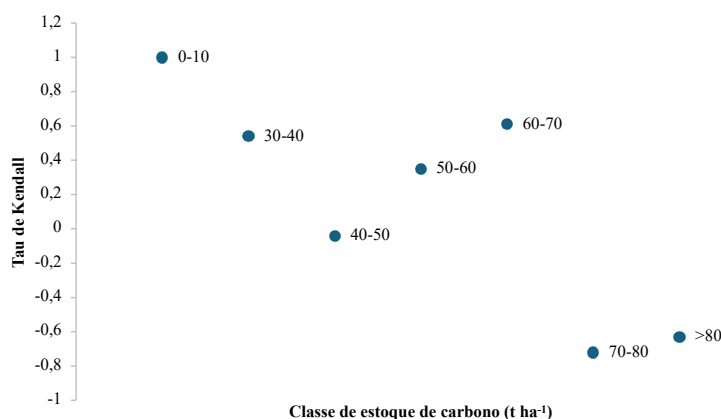


Figura 15 - Força e direção da tendência por classe de estoque de carbono no solo na camada de 0-30 cm no município de São Desidério-BA
Fonte: Elaboração própria (2025).

4.6 Relação entre irrigação e dinâmica do COS

Do ponto de vista técnico, a irrigação exerce efeito ambivalente sobre o COS. De um lado, o aumento da umidade e da estabilidade da disponibilidade de água favorece a produção primária e o retorno de resíduos (palhada/raízes), o que intensifica o aporte do COS e favorece a agregação e a proteção físico-química do carbono, situações que ajudam a manter o crescimento das classes 50-70 t ha⁻¹ registradas na série temporal. Por outro lado, a umidade elevada, aliada a temperaturas elevadas e manejo intenso, pode acelerar a decomposição e o “*priming*” microbiano, diminuindo os estoques em camadas superficiais, dificultando a preservação de faixas extremamente altas (≥ 70 t ha⁻¹). Essa contradição entre aumento na entrada e na saída de carbono com a irrigação é uma constante na literatura atual (Deroo *et al.*, 2021; Wang; Kuzyakov, 2024).

Na Tabela 5, os dados comparativos entre cultivo irrigado e de sequeiro, elaborados para o período de 1985 a 2023, sustentam essa interpretação, ou seja, que o carbono orgânico no solo médio (t ha⁻¹) nas áreas irrigadas permaneceu superior em relação às áreas não irrigadas na camada de 0-30 cm. A diferença relativa percentual entre os estoques médios variou ao longo da série, situando-se geralmente entre 60% e 70%, sugerindo uma possível associação positiva entre a presença da irrigação e o acúmulo de carbono no solo. Cabe destacar que esse percentual se refere à diferença relativa entre os

grupos, não à quantidade de carbono no solo em termos absolutos.

Embora existam flutuações de um ano para o outro, a predominância da irrigação é clara e perene. Esses dados estão alinhados com os resultados obtidos em campo e com as análises internacionais que apontam que os sistemas de irrigação costumam apresentar estoques mais elevados, principalmente quando associados ao plantio direto, às rotações que englobam gramíneas e a uma reposição regular de resíduos (Emde *et al.*, 2021; Silva, Jônatas *et al.*, 2022).

Tabela 5 – Valores médios anuais de carbono orgânico no solo (COS) na camada 0-30 cm em áreas irrigadas e não irrigadas no município de São Desidério-BA, no período de 1985 e 2023

Ano	COS médio irrigado (t ha ⁻¹)	COS médio não irrigado (t ha ⁻¹)	Diferença relativa (%)
1985	35,704	24,159	47,79
1986	36,002	24,173	48,93
1987	35,923	24,218	48,33
1988	36,220	24,237	49,44
1989	42,542	24,185	75,90
1990	41,080	24,116	70,34
1991	39,481	24,233	62,92
1992	39,368	24,251	62,34
1993	39,948	24,234	64,84
1994	40,298	24,277	65,99
1995	40,080	24,466	63,82
1996	40,047	24,302	64,79
1997	39,855	24,250	64,35
1998	40,044	24,229	65,27
1999	39,967	24,254	64,79
2000	42,507	25,926	63,96
2001	42,141	25,897	62,73
2002	42,131	25,900	62,67
2003	41,905	25,902	61,78
2004	41,262	25,772	60,10
2005	40,896	25,783	58,62
2006	40,808	25,740	58,54
2007	40,810	25,757	58,44
2008	40,710	25,746	58,12
2009	40,665	25,650	58,54
2010	40,630	25,617	58,61
2011	40,530	25,625	58,17
2012	40,437	25,627	57,79
2013	40,425	25,556	58,18
2014	40,397	25,457	58,69
2015	40,794	25,392	60,66
2016	41,361	25,376	62,99
2017	41,534	25,346	63,87
2018	41,477	25,317	63,83
2019	41,444	25,287	63,89
2020	41,321	25,267	63,54
2021	41,529	25,239	64,54
2022	41,861	25,191	66,17
2023	41,683	25,056	66,36

Fonte: Elaboração própria (2025).

Os dados indicam que a média de estoques de carbono é superior em áreas com

irrigação em comparação com áreas sem irrigação. Este patamar sugere que a irrigação funciona como um estabilizador hídrico, impulsionando a produtividade primária e o aumento de resíduos vegetais (raízes, palhada), essenciais para o sequestro de carbono no solo (Mantovani *et al.*, 2024). Ainda assim, a tendência de queda iniciada no começo dos anos 2000 indica que o efeito da irrigação não é instantâneo, mas, sim, moldado pelas práticas de manejo, incluindo a rotação de culturas, a cobertura do solo e seu preparo.

Em solos arenosos, limiares de irrigação mais úmidos (-15 kPa) aceleraram a decomposição do carbono orgânico, mas regimes mais secos não tiveram efeito significativo (Matteau *et al.*, 2021). O manejo convencional diminui muito os estoques de carbono do solo, ao passo que manejos conservacionistas, que oferecem mais proteção física aos agregados, dificultam a decomposição e mitigam as emissões de CO₂ (Baumgartner *et al.*, 2021).

A irrigação, portanto, eleva o conteúdo de carbono orgânico do solo (COS) até certo limite, mas não mantém altos níveis de estoque sem a devida conservação, que abrange cobertura contínua, revolvimento minimizado, rotações com plantas de raízes e adubação orgânica. As evidências aqui expostas corroboram meta-análises internacionais, que indicam que solos irrigados tendem a acumular mais carbono do que aqueles que dependem exclusivamente da precipitação. Pesquisas de campo demonstram que a irrigação é um fator que aumenta a biomassa e o retorno de resíduos vegetais, essenciais para a ciclagem e a estabilização do carbono (Santos, R. *et al.*, 2023).

Isso confirma estudos recentes que apontam que converter o Cerrado nativo em pastagem ou agricultura convencional implica enormes perdas de carbono (Zhao *et al.*, 2025), além de destacar o papel da irrigação em reduzir parte dessas perdas em sistemas que priorizam a conservação (Gonçalves *et al.*, 2022).

Ao relacionar essa evidência com a expansão dos pivôs centrais, a paisagem de São Desidério parece estar se encaminhando para um novo estado de equilíbrio, em que a agricultura irrigada aumenta os estoques médios, enquanto a conversão de áreas nativas reduz os estoques máximos. Isto impacta de forma direta a mitigação (sequestro) e a resiliência (estrutura/estabilidade do solo). O sistema de plantio direto associado a rotações de culturas afeta a dinâmica da matéria orgânica do solo, influenciando a formação, reorganização e estabilização de agregados e o conteúdo de carbono nos agregados (Canalli *et al.*, 2020). Em experimentos de campo na Planície do Norte da China, observou-se que o plantio direto aumentou a proporção de macroagregados e a estabilidade dos agregados, enquanto rotações baseadas em leguminosas promoveram

maior sequestro de carbono orgânico do solo (Liu *et al.*, 2022).

A irrigação apresenta correlação positiva com as classes de COS, especialmente nas intermediárias (60-70 t ha⁻¹ e 50-60 t ha⁻¹), indicando que a instalação crescente de pivôs irrigadores está contribuindo para aumentar esses níveis. No entanto, uma evidente correlação negativa aparece nas classes superiores a 80 t ha⁻¹, sugerindo que zonas naturalmente ricas em carbono estão sendo convertidas em áreas agrícolas irrigadas.

4.7 Índice de vegetação (NDVI)

A Figura 16 mostra os padrões espaço-temporais do NDVI em São Desidério (BA) entre 1985 e 2023, evidenciando as transformações na paisagem em decorrência da agricultura mecanizada, irrigada e do uso do solo. De acordo com os mapas, entre 1985 e 2005, áreas com baixos índices de NDVI são predominantes, especialmente nas regiões oeste, noroeste e sudoeste do município. Essas áreas estão ligadas ao primeiro desmatamento da vegetação nativa para a formação de pastagens e lavouras temporárias. A redução da vegetação nesse período está diretamente relacionada à expansão agrícola, conforme delineado por Polizel *et al.* (2021) e Pompeu, Assis e Ometto (2024), que estudaram a conversão de áreas do Cerrado em monoculturas.

Há um aumento considerável, desde 2010, de áreas com altos índices de NDVI, especialmente nas zonas agrícolas irrigadas, onde o vigor vegetativo é maior e a biomassa cultivada recuperou-se relativamente (Fig. 16). Em São Desidério, o NDVI, um dos índices de vegetação calculados a partir de imagens do satélite Landsat-8, foi eficaz na detecção de variações no vigor da cultura do milho em áreas irrigadas por pivôs centrais (Alvino *et al.*, 2020). Em áreas comerciais de milho irrigado do oeste da Bahia, observou-se forte correlação entre os índices de NDVI e o coeficiente da cultura (Kc), indicando que o índice é capaz de representar as variações de evapotranspiração e biomassa durante o ciclo fenológico (Costa, T. *et al.*, 2021). Também nas áreas de soja do oeste baiano, o NDVI se correlacionou com os dados pluviométricos e retratou com precisão os estágios fenológicos da cultura (Araújo *et al.*, 2025).

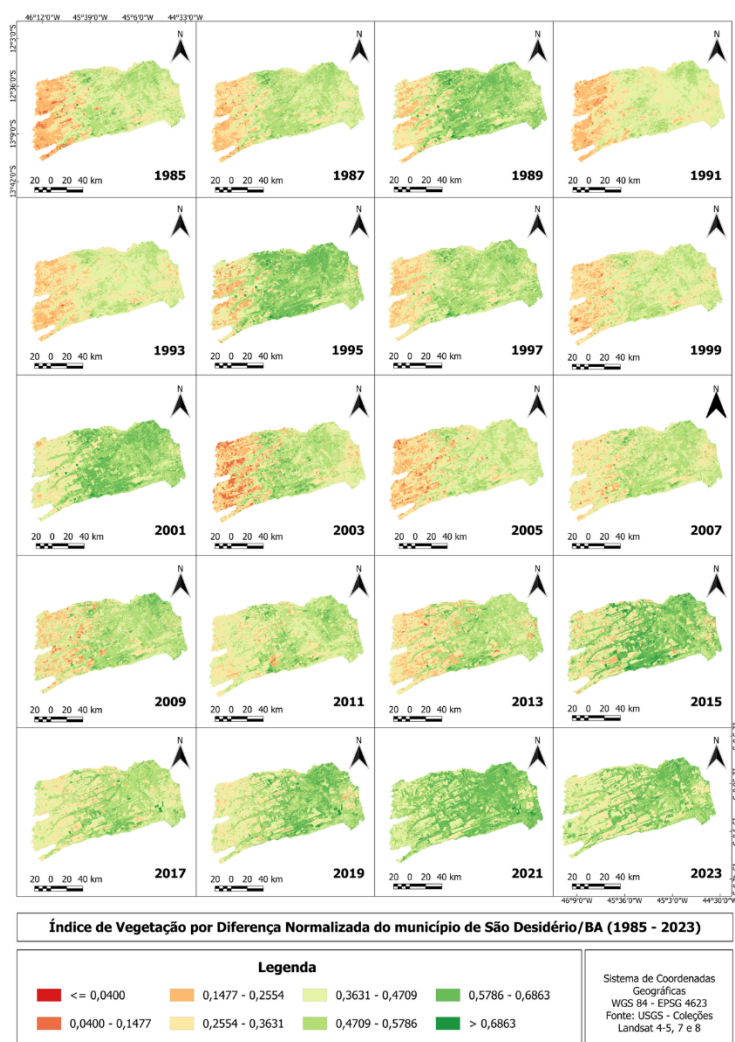


Figura 16 - Distribuição espaço-temporal do NDVI, no município de São Desidério, Bahia, entre 1985 e 2023
Fonte: Elaboração própria (2025).

Os dados coletados e os resultados apresentados ao longo deste trabalho demonstram que a intensificação agrícola e a irrigação foram fundamentais para o aumento dos índices de NDVI, após a década de 2010, proporcionando uma produção mais estável.

A Tabela 6 apresenta a variabilidade quantitativa temporal do NDVI para o município de São Desidério-BA, entre 1985 e 2023. Os valores médios do NDVI aumentaram ao longo do tempo, variando de 0,356 a 0,486, configurando recuperação das áreas degradadas em virtude do impulsionamento da agricultura irrigada na região.

Tabela 6 - Variabilidade quantitativa do NDVI no município de São Desidério, entre 1985 e 2023 (continua)

Índice de Vegetação – NDVI					
Ano	Mínimo	Máximo	Médio	DP	CV (%)
1985	-1,000	1,000	0,391	0,124	31,71
1990	-0,148	1,000	0,356	0,114	32,02
1995	-0,239	0,819	0,435	0,116	25,29
2000	-1,000	0,831	0,389	0,128	32,90

Tabela 6 - Variabilidade quantitativa do NDVI no município de São Desidério, entre 1985 e 2023 (conclusão)

Ano	Índice de Vegetação – NDVI				
	Mínimo	Máximo	Médio	DP	CV (%)
2005	-1,000	1,000	0,381	0,114	37,79
2010	-0,202	0,834	0,461	0,088	19,09
2015	-1,000	1,000	0,447	0,632	141,39
2020	-1,000	1,000	0,486	0,974	200,41
2023	-1,000	1,000	0,456	0,923	202,41

Fonte: Elaboração própria (2025).

Os valores quantitativos se destacaram como sendo de média ($CV = 12\text{--}60\%$) e de alta variabilidade ($CV > 60\%$), conforme critérios de Warrick e Nielsen (1980), com base nos valores do coeficiente de variação (CV). Esse padrão de comportamento é comum em índices de vegetação (Silva, Jhon *et al.*, 2023).

O NDVI, além de refletir a dinâmica agrícola e a disponibilidade hídrica, tem uma boa correlação com o estoque de carbono orgânico do solo (COS). Pesquisas ao redor do mundo indicam relação positiva significativa entre altos valores de NDVI e maiores estoques de carbono orgânico no solo (COS), como demonstrado em florestas tropicais da Índia (Sajjad *et al.*, 2025) e em áreas agrícolas da China (Wu, Z. *et al.* 2021; Zhang Y. *et al.*, 2019). De acordo com estudos adicionais, a combinação de séries temporais de NDVI com dados de sensores ópticos e de radar pode aumentar significativamente a previsão da variabilidade espacial do COS (Shafizadeh-Moghadam *et al.*, 2022). Em solos semiáridos cearenses, D. Teixeira *et al.* (2017) encontraram resultados semelhantes, com o NDVI mostrando correlação positiva em relação ao teor de matéria orgânica, mas restrito quando usado isoladamente.

Várias outras pesquisas também confirmam a eficácia do NDVI na estimativa e no mapeamento de carbono em diferentes escalas. Francis *et al.* (2020) validaram o método em Kerala, Índia, relacionando o NDVI a dados de campo sobre COS. Segundo Z. Wu *et al.* (2020) e Shafizadeh-Moghadam *et al.* (2022), a modelagem da densidade de carbono orgânico no solo (COS) em zonas agrícolas pode ser realizada de forma eficaz ao se combinar séries multitemporais do índice com dados topográficos e de uso da terra. Estabelece-se um paralelo entre os resultados obtidos e a pesquisa atual ao evidenciar que, em São Desidério, desde 2010, o aumento do NDVI não se restringe a indicar um aumento no vigor da vegetação, mas também sinaliza potenciais ganhos de carbono em classes intermediárias de estoque ($30\text{--}60 \text{ t ha}^{-1}$), ainda que isso ocorra em associação a perdas em classes superiores ($>70 \text{ t ha}^{-1}$).

4.8 Considerações sobre os resultados

O estoque de carbono médio é um indicador muito relevante tanto metodologicamente quanto na prática. O valor médio, em termos científicos, é a tendência geral que permite comparações entre diferentes sistemas de manejo ou entre regiões, funcionando como um padrão. No entanto, é crucial interpretar o termo “médio” com cautela, pois ele não reflete toda a diversidade espacial, mas indica equilíbrio entre entradas (resíduos, raízes) e saídas (exportação na colheita, respiração, decomposição) de carbono ao longo do tempo (Mantovani *et al.*, 2024; Santos, R. *et al.*, 2023). No que diz respeito à política pública e ao manejo agrícola, o estoque médio é uma ferramenta que ajuda a estabelecer metas de mitigação e a monitorar os ganhos de carbono em larga escala.

Para os propósitos deste trabalho, “médio” diz respeito à média espacial (média dos pixels) do estoque em t ha⁻¹ para o recorte geográfico no ano t. Este indicador fornece uma base sólida para acompanhar tendências, realizar comparações (irrigado x sequeiro) e comunicar resultados de forma clara, reduzindo as interferências anuais e incorporando as variações de solos e rotações de culturas. Entretanto, como a média oculta os extremos (*hotspots* e áreas de degradação), ela é acompanhada pela distribuição em classes e pelos mapas, resultando em um trio analítico que fornece contexto, incluindo a tendência geral (média), a forma da distribuição (histogramas) e a localização espacial (mapas). Isso se alinha às diretrizes mais recentes sobre o monitoramento em larga escala de COS, que recomendam uma combinação de medições de tendência e distribuição com levantamentos anuais. O produto MapBiomass Solo, que se baseia em séries anuais e dados de satélite, é o mais avançado para calcular o COS via sensoriamento remoto e modelos de aprendizado de máquina, principalmente ao mesclar bandas VNIR-SWIR, análises temporais e correções texturais (argila/areia) para reduzir os vieses de solo (Mapbiomas, 2024).

A revisão de literatura, em sua versão inicial, apresenta caráter predominantemente narrativo e pouco crítico, carecendo de maior problematização. Para enfrentar essa limitação, é essencial destacar que o efeito da irrigação sobre o COS é controverso, sendo que a meta-análise de Emde *et al.* (2021) sintetiza contradições globais. Outro ponto é a ausência de uma análise mais aprofundada sobre as frações de carbono. Soares *et al.* (2023) evidenciam a importância das frações acumuladas em solos arenosos tropicais. Além disso, a análise demanda um estudo detalhado sobre as incertezas metodológicas: Arvor *et al.* (2017) evidenciam os desafios na discriminação espectral dos usos do solo no Cerrado, também estudos recentes no Cerrado brasileiro

mostram que a irrigação de longo prazo aumenta o estoque de COS em áreas agrícolas, mas o acúmulo ocorre sobretudo em frações lábeis e particuladas, potencialmente mais vulneráveis à decomposição, o que reforça a importância de analisar não apenas o COS total, mas também sua distribuição entre frações (Hunke *et al.*, 2015; Torres *et al.*, 2021). Todas essas contribuições, em conjunto, sublinham a necessidade urgente de análise crítica que detecte contradições, especifique frações de COS e discuta incertezas no uso do sensoriamento remoto.

Além disso, há pouca exploração de fenômenos como a estabilização do COS após 2015. Ribeiro *et al.* (2024) conectam essas transições a regimes de fogo, e outros autores indicam a intensificação da agricultura. Por fim, a pouca conexão com políticas públicas e gestão é um ponto a ser fortalecido. O Atlas de Irrigação da ANA (2022) menciona a importância de São Desidério no Brasil, assim como a FAO (2021) sublinha que ligar o uso da água ao balanço de carbono é uma diretriz crucial. Então, é necessário que o debate una dados empíricos locais, tendências internacionais e consequências políticas para garantir a solidez dos argumentos.

5 CONCLUSÕES

A análise da dinâmica de uso e ocupação da terra no MATOPIBA, de 1985 a 2023, evidenciou transformações estruturais importantes, ligadas à consolidação da região como uma das principais fronteiras agrícolas do Brasil. Segundo a análise da série histórica de imagens Landsat realizada pelo MapBiomass, houve diminuição constante e estatisticamente significativa da vegetação nativa e dos mosaicos de uso do solo, ao mesmo tempo em que a agricultura mecanizada se expandia rapidamente. Os resultados obtidos reforçam a tese de que a conversão de ecossistemas diversos em sistemas agrícolas homogêneos foi crucial para a reconfiguração do território, sobretudo a partir da década de 2000.

A análise de caso em São Desidério também confirma essa dinâmica. O município emergiu como um polo agrícola do MATOPIBA, com a expansão das culturas anuais, sobretudo da soja (+8.700 ha anuais) e do algodão (+1.479 ha anuais). Por outro lado, o cultivo de produtos tradicionais como o café diminuiu. As pastagens aumentaram, de maneira moderada, 1.288 ha por ano, resultado da conversão de áreas de pecuária extensiva para agricultura intensiva. As zonas não vegetadas se expandiram constantemente, acompanhando a construção de infraestrutura de apoio ao agronegócio, enquanto a classe da água teve uma tendência negativa, com uma média de perda de 29 ha anuais, em razão da intensificação da irrigação. Isso torna São Desidério um centro nacional da agricultura irrigada, ao mesmo tempo em que aumenta a pressão sobre os recursos naturais.

O mapeamento dos estoques de carbono orgânico do solo (COS) evidenciou uma redistribuição temporal. As classes elevadas (≥ 70 t ha⁻¹) sofreram diminuição significativa, enquanto as classes médias (30-70 t ha⁻¹) mostraram aumento, especialmente na faixa de 60-70 t ha⁻¹, que cresceu 510 ha por ano. Esse fenômeno representa uma significativa redução de altos níveis de estoque, enquanto a irrigação sustenta os níveis medianos. A introdução das classes inferiores (0-10 t ha⁻¹) serve como um aviso de que

há degradação em certos locais.

A expansão da irrigação com pivô central foi um dos principais motores dessa transformação. Os testes estatísticos confirmaram um aumento contínuo e de forte intensidade ($\text{Tau}=0,989$; $p < 0,001$; $+1.200 \text{ ha/ano}^1$), consolidando São Desidério como um exemplo em agricultura irrigada. Entre 1985 e 2023, as áreas irrigadas apresentaram maior estoque de carbono orgânico no solo (t ha^{-1}) em relação a áreas não irrigadas, com diferença relativa entre 47% e 66% ao longo dos anos, demonstrando então o quanto a irrigação é vital para a manutenção de estoques em solos arenosos, atrelada ao aumento da biomassa e dos resíduos vegetais. No entanto, a irrigação, por si só, não foi suficiente para manter os estoques altos, o que reforça a necessidade de práticas conservacionistas, como o plantio direto, a diversificação de rotações e a cobertura permanente do solo.

A comparação entre a análise espaço-temporal do NDVI em São Desidério e o que se encontra na literatura nacional e internacional indica que o desmatamento inicial resultou em considerável redução dos valores do índice até cerca de 2005, e a partir de 2010, a irrigação e a intensificação tecnológica da agricultura levaram a um aumento dos valores médios do NDVI, refletindo maior biomassa cultivada e uma estabilidade hídrica. Finalmente os padrões do NDVI estão fortemente associados aos estoques de carbono orgânico no solo, o que indica que, se a irrigação e a mecanização causam perdas expressivas em estoques muito altos, também servem para estabilizar e até recuperar estoques intermediários em solos arenosos do Cerrado.

Assim, a área se consolidou como fronteira agrícola em contínua metamorfose, sustentada pela soja, pelo algodão e pela irrigação, mas foram observadas considerável diminuição da vegetação nativa, pressão sobre os recursos hídricos e redistribuição dos estoques de carbono no solo. Ao se estabelecer uma comparação entre a irrigação e a seca, tornou-se evidente que a irrigação é essencial para assegurar a constância da produção e o coeficiente de uso da água (COS), mas não substitui as técnicas de manejo sustentável.

Dessa forma, o futuro da agricultura na área do MATOPIBA, especialmente no município de São Desidério, dependerá da capacidade de conciliar a irrigação de precisão com a conservação do solo e as políticas públicas voltadas para minimizar as alterações climáticas e promover um uso eficiente da água. Essa sinergia é crucial para unir produtividade elevada, sustentabilidade e a integração do Brasil no mercado de carbono mundial.

REFERÊNCIAS

- ABATZOGLOU, J. T. *et al.* TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958-2015. **Scientific Data**, v.5, n.170191, 9 Jan. 2018. <https://doi.org/10.1038/sdata.2017.191> Disponível em: <https://www.nature.com/articles/sdata2017191> Acesso em: 3 jun. 2025.
- ALENCAR, A. *et al.* **MapBiomass Fire, Collection 3 - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD)**. MapBiomass Data, v.1. 2024. 2024a. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2024/06/ATBD-MapBiomass-Fogo-Colecao-3-1.pdf> Acesso em: 2 jan. 2025.
- ALENCAR, A. A. *et al.* **MapBiomass Degradation Module BETA - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD)**. MapBiomass Brazil. MapBiomass Data, version 1, 2024. 2024b. <https://doi.org/10.58053/MapBiomass/XPA9ZB> Disponível em: <http://data.mapbiomas.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.58053/MapBiomass/XPA9ZB> Acesso em: 2 jan. 2025.
- ALENCAR, A. A. *et al.* Appendix-ATBD- Collection 9. *In: MapBiomass General “Handbook” - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 9 - Cerrado – Appendix*. MapBiomass Brazil, MapBiomass Data, version 1, 15 jan. 2025. <https://doi.org/10.58053/MapBiomass/WWCRLU> Disponível em: <http://data.mapbiomas.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.58053/MapBiomass/WWCRLU> Acesso em: 2 jan. 2025.
- ALIERO, M. M. *et al.* Spatiotemporal assessment of land cover change and vegetation degradation using remote sensing in Kebbi State, Nigeria. *In: EL-ASKARY, H. et al.* (ed.). Research Developments in Geotechnics, Geo-Informatics and Remote Sensing. CAJG 2019. **Advances in Science, Technology & Innovation**. Springer, Cham., p.347-350, 21 Feb. 2022. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72896-0_79 Disponível em: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-72896-0_79 Acesso em: 7 fev. 2025.
- ALMEIDA, A. C. dos S. *et al.* Shared centre pivot. An experience of smallholder irrigation in midwest Brazil. **Agricultural Water Management**, v.275, p.108028, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.108028> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377422005753?via%3Dihub> Acesso em: 10 fev. 2025.
- ALVARES, C. A. *et al.* Köppen’s climate classification map for Brazil. **Meteorol. Zeitschrift**, v.22, n.6, p.711-728, 2013. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507> Disponível em:

https://www.schweizerbart.de/papers/metz/detail/22/82078/Koppen_s_climate_classification_map_for_Brazil?af=crossref Acesso em: 25 fev. 2025.

ALVINO, F. C. G. *et al.* Vegetation indices for irrigated corn monitoring. **Engenharia Agrícola**, v.40, n.3, p.322-333, May-Jun. 2020. <https://doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v40n3p322-333/2020> Disponível em: <https://www.scielo.br/j/eagri/a/fJ56Cs4yV9MmJtxbXGfpLSF/?lang=en> Acesso em: 09 de fev. 2025.

AMATULLI, G. *et al.* Geomorpho90m - Global High-Resolution Geomorphometry Layers. 2020. Distributed by OpenTopography. <https://doi.org/10.5069/G91R6NPX>. Disponível em: <https://portal.opentopography.org/dataspace/dataset?opentopoID=OTDS.012020.4326.1> Acesso em: 18 jan. 2025.

ANA. Agência Nacional de Águas. **Mapeamento atualizado da agricultura irrigada por pivôs centrais no Brasil**. Brasília: Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico, 2023. Disponível em: <https://proceedings.science/sbsr-2025/papers/mapeamento-da-agricultura-irrigada-por-pivos-centrais-no-brasil-2022?lang=en> Acesso em: 22 fev. 2025.

ANA. Agência Nacional de Águas. **Uso da água na agricultura irrigada**. Atlas Irrigação: Brasília, 2022. Disponível em: <https://www.ana.gov.br/atlasirrigacao/> Acesso em: 22 fev. 2025.

ANJOS BARTSCH, B. dos *et al.* Space-time mapping of soil organic carbon through remote sensing and machine learning. **Soil and Tillage Research**, v.248, p.106428, May 2025. <https://doi.org/10.1016/j.still.2024.106428> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S016719872400429X?via%3Dihub> Acesso em: 8 fev. 2025.

ANTÓN, R. *et al.* Organic carbon storage and dynamics as affected by the adoption of irrigation in a cultivated calcareous mediterranean soil. **Frontiers in Soil Science**, v.2, 29 Mar. 2022. <https://doi.org/10.3389/fsoil.2022.831775> Disponível em: <https://www.frontiersin.org/journals/soil-science/articles/10.3389/fsoil.2022.831775/full> Acesso em: 6 fev. 2025.

ARAÚJO, R. W. O. *et al.* Use of multispectral satellite imaging for monitoring the phenological cycle of soybean crop. **Boletim de conjuntura (BOCA)**, v.23, n.67, p.197-224, 2025. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15871939>. Disponível em: <https://revistaboletimconjuntura.com.br/boca/article/view/7457>. Acesso em: 8 ago. 2025.

ARVOR, D. *et al.* Land use sustainability on the south-eastern Amazon agricultural frontier: recent progress and the challenges ahead. **Applied Geography**, v.80, p.86-97, Mar. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2017.02.003> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0143622817301261> Acesso em: 14 de fev. 2025.

ASSIS, T. O.; ESCADA, M. I. S.; AMARAL, S. Effects of deforestation over the Cerrado landscape: a study in the Bahia frontier. **Land**, v.10, n.4, p. 352, 1 Apr. 2021. <https://doi.org/10.3390/land10040352> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-445X/10/4/352> Acesso em: 8 mar. 2025.

AYBAR, C. *et al.* rgee: An R package for interacting with Google Earth Engine. **J. Open Source Softw.**, v.5, n.51, p.2272, 16 Jul. 2020. <https://doi.org/10.21105/joss.02272> Disponível em: <https://joss.theoj.org/papers/10.21105/joss.02272> Acesso em: 2 mar. 2025.

BATISTA, P. V. G. *et al.* First evidence of widespread, severe soil erosion underneath centre-pivot irrigation systems. **Science of the Total Environment**, v.888, p.164119, 25 Aug. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.164119> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969723027407?via%3DiHub> Acesso em: 1 fev. 2025.

BAUMGARTNER, L. C. *et al.* Estoque e mecanismo de proteção física do carbono no solo em manejos agrícolas. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.14, n.6, p.3341-3354, 2021. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v14.6.p3341-3354> Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/248847> Acesso em: 3 mar. 2025.

BAZRAFKAN, A. *et al.* Automated detection of center-pivot irrigation systems from remote sensing imagery using deep learning. **Remote Sensing**, v.17, n.12, p.2276, 3 Jul. 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17132276> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/17/13/2276> Acesso em: 22 fev. 2025.

BHANDARI, K. B. *et al.* Soil health within transitions from irrigation to limited irrigation and dryland management. **Agricultural & Environmental Letters**, v.7, n.1, p.e20077, 6 May 2022. <https://doi.org/10.1002/acl2.20077> Disponível em: <https://access.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/acl2.20077> Acesso em: 7 fev. 2025.

BOLFE, É. L. *et al.* Potential for Agricultural Expansion in Degraded Pasture Lands in Brazil Based on Geospatial Databases. **Land**, v.13, 2024. <https://doi.org/10.3390/land13020200> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-445X/13/2/200> Acesso em: 7 fev. 2025.

BRANDÃO, E. A. F.; RIST, S. The agrarian space of the Brazilian semi-arid region: the dichotomies between the space of irrigated agriculture and the space of traditional agriculture. **Studies in Agricultural Economics**, v.122, n.5, p.140-152, 2020. <https://doi.org/10.7896/j.2082> Disponível em: <https://studies.hu/the-agrarian-space-of-the-brazilian-semi-arid-region-the-dichotomies-between-the-space-of-irrigated-agriculture-and-the-space-of-traditional-agriculture/> Acesso em: 7 fev. 2025.

BRASIL. Decreto nº 8.447, de 6 de maio de 2015. Presidência da República. Secretaria-Geral. Subchefia para Assuntos Jurídicos. Dispõe sobre o Plano de Desenvolvimento Agropecuário do Matopiba e a criação de seu Comitê Gestor. **DOU de 7.5.2015**. Revogado pelo Decreto nº 10.473 de 24 de agosto de 2020 (Vigência). Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2015/decreto/d8447.htm Acesso em: 14 ago. 2025.

BRASIL. Decreto nº 10.473 de 24 de agosto de 2020 (Vigência). Declara a revogação, para os fins do disposto no art. 16 da Lei Complementar nº 95, de 26 de fevereiro de 1998, de decretos normativos. **D.O.U. - Seção 1 - 25/8/2020, p.7**. Disponível em: <https://www2.camara.leg.br/legin/fed/decret/2020/decreto-10473-24-agosto-2020-> Acesso em: 14 ago. 2025.

BREIMAN, L. Random Forests. **Machine Learning**, [S.l.], v.45, n.1, p.5-32, out. 2001. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324> Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1010933404324> Acesso em: 12 maio 2025.

BURKE, M.; LOBELL, D. B. Satellite-based assessment of yield variation and its determinants in smallholder African systems. **Agricultural Sciences, Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA**, v.114, n.9, p.2189-2194, 15 Feb. 2017. <https://doi.org/10.1073/pnas.1616919114> Disponível em: <https://www.pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.1616919114> Acesso em: 12 maio 2025.

CAMPOS, R.; PIRES, G. F.; COSTA, M. H. Soil carbon sequestration in rainfed and irrigated production systems in a New Brazilian Agricultural Frontier. **Agriculture**, v.10, n.5, p.156, 2020. <https://doi.org/10.3390/agriculture10050156> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2077-0472/10/5/156> Acesso em: 14 maio 2025.

CANALLI, L. B. dos S. *et al.* Soil carbon and structural quality in crop rotations under no-tillage system. **Brazilian Archives of Biology and Technology**, v.63, n.spe., 2020. <https://doi.org/10.1590/1678-4324-solo-2020190603> Disponível em: <https://www.scielo.br/j/babt/a/p46jfrQnM6BThCyKW833KJR/?lang=en> Acesso em: 15 maio 2025.

CARVALHO, A. L. *et al.* Impact of rainfed and irrigated agriculture systems on soil carbon stock under different climate scenarios in the semi-arid region of Brazil. **J. Arid Land**, v.14, p.359-373, 2022. <https://doi.org/10.1007/s40333-022-0092-y> Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s40333-022-0092-y> Acesso em: 10 abr. 2025.

CASTILLO, R.; BOTELHO, A. C.; BUSCA, M. D. Agronegócio globalizado no MATOPIBA maranhense: análise da especialização regional produtiva da soja. **Espaço e Economia**, n. 21, 2021. <https://doi.org/10.4000/espacoeconomia.19325> Disponível em: <https://journals.openedition.org/espacoeconomia/19325> Acesso em: 10 abr. 2025.

CHANDER, G., MARKHAM, B.L., HELDER, D.L. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, v.113, n.5, p.893-903, 2009. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425709000169> Acesso em: 15 abr. 2025.

CHAVES, M. E. D. *et al.* CBERS data cubes for land use and land cover mapping in the Brazilian Cerrado agricultural belt. **International Journal of Remote Sensing**, v.42, n.21, p.8398-8432, 2021. <https://doi.org/10.1080/01431161.2021.1978584> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431161.2021.1978584>

Acesso em: 16 abr. 2025.

COLMAN, C. B. *et al.* Modeling the Brazilian Cerrado land use change highlights the need to account for private property sizes for biodiversity conservation. **Reports**, v.4, n.4559, 24 Feb. 2024. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55207-1> Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-55207-1> Acesso em: 15 abr. 2025.

COSTA, J. G. J. da *et al.* Assessment of desertification in the Brazilian semiarid region using time series of climatic and biophysical variables. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.16, n.6, p.3424-3444, 2023. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v16.6.p3424-3444> Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/259292> Acesso em: 18 abr. 2025.

COSTA, T. S. *et al.* Spatio-temporal variability of biophysical parameters of irrigated maize using orbital remote sensing. **Semina: Ciências Agrárias**, v.42, n.4, p.2181-2202, 2021. <https://doi.org/10.5433/1679-0359.2021v42n4p2181> Disponível em: <https://ojs.uel.br/revistas/uel/index.php/semagrarias/article/view/41948> Acesso em: 18 jun. 2025.

CUTTING, B. J. *et al.* Remote quantification of soil organic carbon: role of topography in the intra-field distribution. **Remote Sensing**, v.16, n.9, p.1510, 25 Apr. 2024. <https://doi.org/10.3390/rs16091510> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/9/1510> Acesso em: 10 jun. 2025.

DALMAGRO, H. J. *et al.* Carbon exchange in rainfed and irrigated cropland in the Brazilian Cerrado. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.316, p.108881, 1 Apr. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2022.108881> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168192322000740?via%3Dihub> Acesso em: 4 jun. 2025.

DE LA GUARDIA, L.; MIRANDA, J. H. de; LUCIANO, A. C. dos S. Assessment of irrigation water use for dry beans in center pivots using ERA5 Land climate variables and Sentinel-2 NDVI time series in the Brazilian Cerrado. **Agricultural Water Management**, v.305, p.109128, 1 Dec. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.109128> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377424004645> Acesso em: 5 jun. 2025.

DEMATTE, J. A. M. *et al.* Frontiers in earth observation for global soil properties assessment linked to environmental and socio-economic factors. **The Innovation**, v.6, n.9, p.100985. 8 Sep. 2025. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2025.100985>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666675825001882?via%3Dihub#bib77> Acesso em: 20 ago. 2025.

DEROO, H. *et al.* Effect of organic carbon addition on paddy soil organic carbon decomposition under different irrigation regimes. **Biogeosciences**, v.18, n.18, BG18, p.5035-5051, 2021. <https://doi.org/10.5194/bg-18-5035-2021> Disponível em: <https://bg.copernicus.org/articles/18/5035/2021/> Acesso em: 10 jun. 2025.

DIAS, S. H. B. *et al.* Reference evapotranspiration of Brazil modeled with machine learning techniques and remote sensing. **PLoS ONE**, v.16, n.2, p.e0245834, 9 Feb. 2021. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0245834> Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0245834> Acesso em: 11 jun. 2025.

DIONIZIO, E. A. *et al.* Carbon stocks and dynamics of different land uses on the Cerrado agricultural frontier. **PLoS ONE**, v.15, e0241637, 2020. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0241637> Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0241637> Acesso em: 20 jun. 2025.

EVANGELISTA, M.; SAUER, S. Matopiba – fronteira do desenvolvimento e da contradição: produção e acúmulo de riqueza em um território de desigualdades. **Retratos de Assentamentos**, v.28, n.2, p.219-237, 2025. <https://doi.org/10.25059/2527-2594/retratosdeassentamentos/2025.v28i2.640> Disponível em: <https://retratosdeassentamentos.com/index.php/retratos/article/view/640> Acesso em: 21 set. 2025.

ELHAG, M.; BOTEVA, S.; AL-AMRI, N. Forest cover assessment using remote-sensing techniques in Crete Island, Greece. **Open Geosciences**, v.13, p.345-358, 23 Mar. 2021. <https://doi.org/10.1515/geo-2020-0235> Disponível em: <https://www.degruyterbrill.com/document/doi/10.1515/geo-2020-0235/html> Acesso em: 24 jun. 2025.

EMDE, D. *et al.* Soil organic carbon in irrigated agricultural systems: a meta-analysis. **Glob Chang Biol.**, v.27, n.16, p.3898-3910, 15 May 2021. <https://doi.org/10.1111/gcb.15680> Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/gcb.15680> Acesso em: 19 jun. 2025.

ENAHORO-OFAGBE, F. E.; EWANSIHA, S. U.; IWUOZOR, K. O. Integrating irrigation management and soil remediation practices for sustainable agricultural production: advances, challenges, and future directions. **Agroecology and Sustainable Food Systems**, v.49, n. 9, p.1568-1594, 16 Nov. 2024. <https://doi.org/10.1080/21683565.2024.2427784> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/21683565.2024.2427784> Acesso em: 18 jun. 2025.

FAO. Food and Agriculture Organization of the United Nations. **Irrigation and drainage Paper 70: Water and Carbon Nexus in Agriculture**. Roma: FAO, 2021.

FERREIRA, A. C. D. de B. *et al.* Organic carbon stock changes and crop yield in a tropical sandy soil under rainfed grains-cotton farming systems in Bahia, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Tropical**, v.52, p.e71219, 2022. <https://doi.org/10.1590/1983-40632022v5271219> Disponível em: <https://www.scielo.br/j/pat/a/8Yx7jBsnTdmSpNBTsvCXvhf/?lang=en> Acesso em: 26 jun. 2025.

FERREIRA Jr., L. G. *et al.* **MapBiomass General Handbook** - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 9 - Accuracy Assessment- Appendix.

MapBiomass Brazil, 2025. <https://doi.org/10.58053/MapBiomass/SUYADO> Disponível em: <http://data.mapbiomas.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.58053/MapBiomass/SUYADO> Acesso em: 2 jan. 2025.

FERREIRA-PAIVA, L. *et al.* A k-means-based-approach to analyze the emissions of GHG in the municipalities of MATOPIBA region, Brazil. **IEEE Latin America Transactions**, [S.l.], v.20, n.11spe., p.2339-2345, 2022. Disponível em: <https://latamt.ieee9.org/index.php/transactions/article/view/6738> Acesso em: 17 jun. 2025.

FIRIGATO, J. O. N. *et al.* Deep learning and Google Earth Engine applied to Mapping Eucalyptus. **2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)**, Brussels, Belgium, p.4696-4699, 2021. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9554765> Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9554765> Acesso em: 19 jun. 2025.

FONSECA, H. P.; PIRES, G. F.; BRUMATTI, L. M. Spatial and temporal evolution of sowing in western Bahia. **Agronomy**, v.12, n.7, p.1679, 15 Jul. 2022. <https://doi.org/10.3390/agronomy12071679> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4395/12/7/1679> Acesso em: 27 jun. 2025.

FONSECA, L. M. G. *et al.* Pattern recognition and remote sensing techniques applied to land use and land cover mapping in the Brazilian Savannah. **Pattern Recognition Letters**, v.148, p.54-60, Aug. 2021. ISSN 0167-8655. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2021.04.028> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865521001677?via%3Dihub> Acesso em: 22 jun. 2025.

FRANCIS, A. *et al.* Soil organic carbon estimation using remote sensing. In: DRÜCK, H. *et al.* (ed.) **Green buildings and sustainable engineering**. Conference paper. Springer Transactions in Civil and Environmental Engineering. Springer Singapore, p.405-412, 6 Feb. 2020. https://doi.org/10.1007/978-981-15-1063-2_33 Disponível em: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-15-1063-2_33#citeas Acesso em: 18 jun. 2025.

GAMA-RODRIGUES, E. F. *et al.* Perspectives on carbon footprint of agricultural land-use in Brazil. **Carbon Footprints**, v.1, n.6, 17 Apr. 2022. <http://dx.doi.org/10.20517/cf.2022.01> Disponível em: <https://www.oaepublish.com/articles/cf.2022.01> Acesso em: 23 jun. 2025.

GAMON, J. A.; PEÑUELAS, J.; FIELD, C. B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. **Remote Sensing of Environment**, v.41, n.1, p.35-44, Jul. 1992. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90059-S](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90059-S) Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/003442579290059S?via%3Dihub> Acesso em: 29 jun. 2025.

GAO, B. C. NDWI-a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sens. Environ.** v.58, n.3, p.257-266, Dec.

1996. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3) Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425796000673?via%3Dihub> Acesso em: 2 jul. 2025.

GEE. **A planetary-scale platform for Earth science data & analysis**. 2025. Google cloud infrastructure. Disponível em: <https://earthengine.google.com/>. Acesso em: 2 jul. 2025.

GILBERT, R. O. **Statistical methods for environmental pollution monitoring**. John Wiley & Sons, New York, 1987. 334p. Disponível em: https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc1197046/m2/1/high_res_d/7037501.pdf Acesso em: 2 jul. 2025.

GONÇALVES, I. Z. *et al.* Remote sensing-based evapotranspiration modeling using geeSEBAL for sugarcane irrigation management in Brazil. **Agricultural Water Management**, v.274, p.107965, Dec. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.107965> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378377422005121?via%3Dihub> Acesso em: 7 jul. 2025.

GORELICK, N. *et al.* Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v.202, p.18-27, 1 Dec. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425717302900?via%3Dihub> Acesso em: jul. 2025.

HALL, R. J. *et al.* Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: application to mapping of aboveground biomass and stand volume. **Forest ecology and management**, v.225 n.1-3, .378-390, 15 Apr. 2006. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2006.01.014> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378112706000235?via%3Dihub> Acesso em: 8 jul. 2025.

HENGL, T. *et al.* SoilGrids1km—global soil information based on automated mapping. **PLoS ONE**, v.9, n.e105992, 2014. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0105992> Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0105992> Acesso em: 2 jul. 2025.

HENGL, T. *et al.* SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. **PLOS ONE**, v.12, n.e0169748, 2017. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169748> Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0169748> Acesso em: 7 jul. 2025.

HERSHAW, E.; SAUER, S. Land and investment dynamics along Brazil's 'final' frontier: the financialization of the Matopiba at a political crossroads. **Land Use Policy**, v.131, p.106675, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2023.106675> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0264837723001412?via%3Dihub> Acesso em: 10 jul. 2025.

HOPMANS, J. W. *et al.* Chapter One - Critical knowledge gaps and research priorities in global soil salinity. **Advances in Agronomy**, v.169, p.1-191, 2021.

<https://doi.org/10.1016/bs.agron.2021.03.001> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/chapter/bookseries/abs/pii/S0065211321000341?via%3Dihub> Acesso em: 11 jul. 2025.

HOUSMAN, I. W.; CHASTAIN, R. A.; FINCO, M. V. An evaluation of forest health insect and disease survey data and Satellite-Based Remote Sensing Forest Change Detection Methods: case studies in the United States. **Remote Sensing**, v.10, p.1184, 27 Jul. 2018. <https://doi.org/10.3390/rs10081184> Disponível em:

<https://www.mdpi.com/2072-4292/10/8/1184> Acesso em: 15 jul. 2025.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v.25, n.3, p.295-309, 1988. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X) Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/003442578890106X?via%3Dihub> Acesso em: 15 jul. 2025.

HUETE, A. R. *et al.* Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v.83, p.195-213, 2002. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2) Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425702000962?via%3Dihub> Acesso em: 15 jul. 2025.

HUNKE, P. *et al.* O Cerrado brasileiro: avaliação da degradação da água e do solo em bacias hidrográficas sob uso agrícola intensivo. **Ecohydrology**, v.8, n.6, p.1154-1180, 2015. <https://doi.org/10.1002/eco.1573> Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/eco.1573> Acesso em: 2 jul. 2025.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Cidades e Estados. **Manual técnico da vegetação brasileira** (2.ed.). Rio de Janeiro. 2012. Diretoria de

Geociências, Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais, 271p.

<https://uc.socioambiental.org/sites/uc/files/2019-12/liv63011.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2025.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Cidades e Estados. **São Desidério**. 2021. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/ba/sao-desiderio.html>

Acesso em: 2 jan. 2025.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Cidades e Estados. **Modelo Genérico de Processos de Produção de Geoinformação: GGIBPM: versão 2.0/IBGE**, Coordenação de Geomática. Rio de Janeiro. 2025. 2025a. Disponível em:

<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102188.pdf>. Acesso em: 17 jan. 2025.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Cidades e Estados. **Domínios e regiões naturais terrestres dos biomas do Brasil: uma proposta de regionalização natural/IBGE**, Coordenação de Meio Ambiente. - Rio de Janeiro: IBGE, 2025. 2025b.

Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102232.pdf>. Acesso

em: 18 jan. 2025.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística Cidades e Estados. **Malha Municipal Digital e Áreas Territoriais 2024**: notas metodológicas 01/2025: informações técnicas e legais para a utilização dos dados publicados. Coordenação de Estruturas Territoriais 2025. 2025c. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv102169.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2025.

IGLESIAS-CARRASCO, M. *et al.* Global impacts of exotic eucalypt plantations on wildlife. **Biological Reviews**, v.100, n.4, p.11734-1753, 31 Mar. 2025. <https://doi.org/10.1111/brv.70022> Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/brv.70022> Acesso em: 2 jul .2025.

KARAMPETIAN, G. *et al.* Estimation of soil organic carbon content using remote sensing and GIS techniques. In: SHORT PAPER PROCEEDINGS, VOLUME I OF THE 11TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES IN AGRICULTURE, FOOD AND ENVIRONMENT (HAICTA 2024), which took place in Karlovassi, Samos, Greece, October 17-20, 2024. **CEUR Workshop Proceedings Online**. Disponível em: <http://repository.afs.edu.gr/handle/6000/687> Acesso em: 4 ago. 2025.

KARMAOUI, A. *et al.* Exploring the land use and land cover change in the period 2005-2020 in the province of Errachidia, Morocco. **Frontiers in Earth Science**, v.10, 9 Nov. 2022. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.962097> Disponível em: <https://www.frontiersin.org/journals/earth-science/articles/10.3389/feart.2022.962097/full> Acesso em: 5 ago. 2025.

KENDALL, M. G; GIBBONS, J. D. **Rank Correlation Methods**. United Kingdom, E. Arnold, 1990. Disponível em: https://openlibrary.org/books/OL1855157M/Rank_correlation_methods. Acesso em: 8 ago. 2025.

LIMA, E. M. *et al.* Transformations of the landscape and territory of Chapada Diamantina through the insertion of the central pivot as Irrigation. **Revista de Gestão Social e Ambiental**, São Paulo, v.17, n.10, p.1-17, e04120, 5 Oct. 2023. <https://doi.org/10.24857/rgsa.v17n10-004> Disponível em: <https://rgsa.openaccesspublications.org/rgsa/article/view/4120/1255> Acesso em: 7 ago. 2025.

LIU, W.-X. *et al.* Improving soil aggregates stability and soil organic carbon sequestration by no-till and legume-based crop rotations in the North China Plain. **Science of the Total Environment**, v.847, p.157518, 15 Nov. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.157518> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969722046162?via%3Dihub> Acesso em: 8 ago. 2025.

LIU, W.-X. *et al.* Mapping annual center-pivot irrigated cropland in Brazil during the 1985–2021 period with cloud platforms and deep learning. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v.198, p.125-139, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.157518> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969722046162?via%3DiHub> Acesso em: 10 ago. 2025.

LOAYZA, A. C. V. *et al.* Evolução dos indicadores da produção de soja no Matopiba. 2023. **Observatório De La Economía Latinoamericana**.
<https://doi.org/10.55905/oelv21n12-234>. Disponível em:
https://www.researchgate.net/publication/376969926_Evolucao_dos_indicadores_da_producao_de_soja_no_Matopiba. Acesso em: 13 jun. 2025.

LUCENA, F. R. de S. M. *et al.* Detection of agricultural activity in center pivot areas in southeastern Brazil. 2021 **EEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS**, Brussels, Belgium, p.7043-7046, 2021.
<https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553379> Disponível em:
<https://ieeexplore.ieee.org/document/9553379> Acesso em: 7 ago. 2025.

MANN, H. B. Non-parametric test against trend. **Econometrica**, v.13 n.3, p.245-259, Jul. 1945. 15p. <https://doi.org/10.2307/1907187> Disponível em:
<https://www.jstor.org/stable/1907187?origin=crossref> Acesso em: 8 ago. 2025.

MANTOVANI, V. A. *et al.* Unprecedentedly high soil carbon stocks and their spatial variability in a seasonally dry Atlantic Forest in Brazil. **Catena**, v.235, p.107696, 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.catena.2023.107696> Disponível em:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816223007877> Acesso em: 1 ago. 2025.

MAPBIOMAS. **Annual series of maps of soil organic carbon stock in Brazil 0-30 cm (1985-2023) – MapBiomass Soil Collection 2.1 (beta)**, 2024. MapBiomass Data, V1.
<https://doi.org/10.58053/MapBiomass/TVRX77> Disponível em:
<http://data.mapbiomas.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.58053/MapBiomass/TVRX77> Acesso em: 6 fev. 2025.

MAPBIOMAS. Training field soil data for annual mapping of soil organic carbon stock (0–30 cm) in Brazil, 1985–2024 (MapBiomass Soil Collection 3, Beta Version). Versão 1. **SoilData**. 2025. <https://doi.org/10.60502/SoilData/IUZOAK>. Disponível em:
<https://repositorio.soildata.mapbiomas.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.60502/SoilData/IUZOAK>. Acesso em: 11 mar. 2025.

MAPBIOMAS PROJECT. MapBiomass general handbook - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 9. **MapBiomass Data**, v.2, 2024.
<https://doi.org/10.58053/MapBiomass/ICCL5B> Disponível em:
<http://data.mapbiomas.org/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.58053/MapBiomass/ICCL5B> Acesso em: 5 jan. 2025.

MAPBIOMAS PROJECT. **Collection 9 of the annual land cover and land use maps of Brazil (1985-2023)**. 2025. Disponível em: <https://mapbiomas.org/o-projeto> Acesso em: 4 jan. 2025.

MARTINS, M. A. *et al.* Long-term sustainability of the water-agriculture-energy nexus in Brazil's MATOPIBA region: a case study using system dynamics. **Ambio**, v.53,

p.1722-1736, 8 Aug. 2024. <https://doi.org/10.1007/s13280-024-02058-9> Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s13280-024-02058-9> Acesso em: 12 ago. 2025.

MATTEAU, J.-P. *et al.* Association between irrigation thresholds and promotion of soil organic carbon decomposition in sandy soil. **Scientific Reports**, v.11, n.1, p. 6733, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86106-4> Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-021-86106-4> Acesso em: 14 ago. 2025.

MEDEIROS, A. de S. *et al.* Differences in the storage of soil organic carbon in Brazil's agricultural land: a meta-analysis. **Catena**, v.238, p.108680, Dec. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2024.108680> Disponível em: <https://www.scilit.com/publications/af506c0ec02ec57a76dfea2f9bc07ecf> Acesso em: 17 ago. 2025.

MIURA, Y.; NAKAEGAWA, T. Long-term experimental evaluation of a high-resolution atmospheric general circulation model from a hydrological perspective. **JGR Atmospheres**, v.129, n.3, p.e2023JD038786, 6 Feb. 2024. <https://doi.org/10.1029/2023JD038786> Disponível em: <https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/2023JD038786> Acesso em: 7 set. 2025.

MONTELLO, K. M. **A importância do território MATOPIBA com relação às exportações de soja na parceria comercial entre Brasil e China (2012-2022)**. 2023. 81f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Relações Internacionais) – Universidade Federal do Tocantins, Porto Nacional, 2023. Disponível em: <https://repositorio.uft.edu.br/handle/11612/7174> Acesso em: 4 ago. 2025.

MOUMANE, A. *et al.* Monitoring long-term land use, land cover change, and desertification in the Ternata oasis, Middle Draa Valley, Morocco. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v.26, p.100745, Apr. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100745> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2352938522000532?via%3Dihub> Acesso em: 6 ago. 2025.

MOURA NETO, A. de *et al.* Changes in land use and cover and their consequences on the spatial distribution of evapotranspiration and climatic elements in southwest Piauí, MATOPIBA. **Journal of South American Earth Sciences**, v.117, p.104084, Dec. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.104084> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0895981122003704?via%3Dihub> Acesso em: 6 ago. 2025.

NAGLER, P. L. *et al.* Cellulose absorption index (CAI) to quantify mixed soil-plant litter scenes. **Remote Sensing of Environment**, v.87, n.2-3, p.310-325, Oct. 2003. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2003.06.001> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425703001883?via%3Dihub> Acesso em: 7 ago. 2025.

OLIVEIRA, D. M. da S. *et al.* Climate-smart agriculture and soil C sequestration in Brazilian Cerrado: a systematic review. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.47, n.spe., p.e0220055, 2023. <https://doi.org/10.36783/18069657rbcs20220055> Disponível

em: <https://www.rbcsjournal.org/article/climate-smart-agriculture-and-soil-c-sequestration-in-brazilian-cerrado-a-systematic-review/> Acesso em: 17 ago. 2025.

OLIVEIRA Jr., J. G. de *et al.* Space-temporal detection of environmental changes in the Brazilian semiarid through Google Earth Engine and GIS. **Journal of South American Earth Sciences**, v.127, p.104403, Jul. 2023.

<https://doi.org/10.1016/j.jsames.2023.104403> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0895981123002146> Acesso em: 9 ago. 2025.

OLIVEIRA, V. C. da S. S. de *et al.* Dynamic modeling applied for the assessment of areas with agricultural activities in the Matopiba region/Brazil. **CONTRIBUCIONES A LAS CIENCIAS SOCIALES**, [S.l.], v.7, n.2, p.e4288, 14 Dec. 2024.

<https://doi.org/10.55905/revconv.17n.2-088> Disponível em:

<https://ojs.revistacontribuciones.com/ojs/index.php/clcs/article/view/4288> Acesso em: 21 set. 2025.

OLOFSSON, P. *et al.* Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **Remote Sensing of Environment**, v.148, p.42-57, 25 May 2014.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425714000704> Acesso em: 18 ago. 2025.

PADARIAN, J. *et al.* Monitoring changes in global soil organic carbon stocks from space. **Remote Sensing of Environment**, v.281, p.113260, Nov. 2022.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113260> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425722003662?via%3Dihub> Acesso em: 20 ago. 2025.

PADILHA M. C. de C. *et al.* Using landsat and soil clay content to map soil organic carbon of oxisols and yltisols near São Paulo, Brazil. **Geoderma Regional**, v.21, p.e00253, Jun. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00253> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S235200942030002X> Acesso em: 11 abr. 2025.

PARENTE, L; FERREIRA, L. Assessing the spatial and occupation dynamics of the Brazilian pasturelands based on the automated classification of MODIS images from 2000 to 2016. **Remote Sensing**, v.10, n.4, p.606, 2018.

<https://doi.org/10.3390/rs10040606>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/10/4/606>. Acesso em: 1 ago. 2025.

PARREIRAS, T. C. *et al.* Applications,c andp for monitoring agricultural dynamics in the Brazilian Savannah with multispectral remote sensing. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v.37, p.101448, Jan. 2025.

<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101448> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352938525000011?via%3Dihub> Acesso em: 20 ago. 2025.

PEQUENO, L. R. B.; ELIAS, D. Estruturação urbana e questão da moradia nas cidades do agronegócio. **Geo Textos Brasil**, v.16, n.1, Jul. 2020. Disponível em:

<https://repositorio.ufc.br/handle/riufc/63663> Acesso em: 21 ago. 2025.

PEREIRA GUIMARÃES, D.; CHARLOTTE, E. Agricultura irrigada por pivôs centrais no Brasil em 2024. **Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento**, Sete Lagoas, (MG), n.261, Aug. 2024. Disponível em:

<https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/1167756/1/Agricultura-irrigada-por-pivos-centrais-no-Brasil-em-2024.pdf> Acesso em: 2 set. 2025.

PEREIRA, M. D. R.; CABRAL, J. B. P. Perda de solo no alto curso das bacias hidrográficas dos ribeirões Taquaruçu Grande e Taquaruçuzinho, Palmas (TO). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.14, n.1, p.332-339, 2 Feb. 2021

<https://doi.org/10.26848/RBGF.V14.1.P332-339> Disponível em:

<https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/248035> Acesso em: 4 set. 2025.

PILATTI, H. da S. C. *et al.* Analysis of the transition of the land use and cover: subsidy to public policies of soil use in the Brazilian Savannah. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.15, n.3, p.1587-1609, 2022.

<https://doi.org/10.26848/rbgf.v15.3.p1587-1609> Disponível em:

<https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/252274> Acesso em: 3 set. 2025.

PIMENTA, F. M. *et al.* Historical changes in land use and suitability for future agriculture expansion in western Bahia, Brazil. **Remote Sensing**, v.13, n.6, p.1088, 2021. <https://doi.org/10.3390/rs13061088> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/13/6/1088> Acesso em: 10 set. 2025.

POGGIO, L. *et al.* SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty. **Soil**, v.7, n.1, p.217-240, 2021.

<https://doi.org/10.5194/soil-7-217-2021> Disponível em:

<https://soil.copernicus.org/articles/7/217/2021/soil-7-217-2021.html> Acesso em: 15 set. 2025.

POLIZEL, S. P. *et al.* Analysing the dynamics of land use in the context of current conservation policies and land tenure in the Cerrado – MATOPIBA region (Brazil). **Land Use Policy**, v.109, p.105713, Oct. 2021.

<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105713> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0264837721004361?via%3Dihub> Acesso em: 2 set. 2025.

POMPEU, P.; ASSIS, T. O.; OMETTO, J. P. Landscape changes in the Cerrado: Challenges of land clearing, fragmentation and land tenure for biological conservation. **Science of The Total Environment**, v.906, p.167581, 2024.

<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167581> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969723062083> Acesso em: 6 set. 2025.

PONTIUS, R. G.; MILLONES, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of Remote Sensing**, v.32, p.4407-4429. 2011. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>.

Disponível em: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1754708>. Acesso em: 3 ago. 2025.

POWLSON, D. S. *et al.* Is it possible to attain the same soil organic matter content in arable agricultural soils as under natural vegetation? **Outlook on Agriculture**, v.51, n.1, p.91-104, 21 Mar. 2022. <https://doi.org/10.1177/00307270221082113> Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/epub/10.1177/00307270221082113> Acesso em: 10 set. 2025.

R CORE TEAM. R: A Language and Environment for Statistical Computing. **R Foundation for Statistical Computing**, Vienna, Austria, 2024. Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 2 jun. 2025.

RIBEIRO, U. M. *et al.* Dinâmicas espaço-temporais das formações florestal e savânica do Pantanal do Abobral, Mato Grosso do Sul. In: GEOPANTANAL, 8., Nov. 2024, Poconé. Brasil. **Anais [...]**. Poconé: 2024. Disponível em: <https://shs.hal.science/halshs-04864234v1> Acesso em: 11 set. 2025.

ROCHA, H. R. da *et al.* Estimativa de evapotranspiração por sensoriamento remoto para gestão de recursos hídricos no Brasil. In: ALVES SOBRINHO, T. (org.). **Regulação e gestão de recursos hídricos no Brasil**. Campo Grande: Oeste, p.340-368, 2023. <http://hdl.handle.net/10183/275010> Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/275010/001200807.pdf?sequence=1&isAllowed=y> Acesso em: 12 set. 2025.

RODRIGUES, A. A. *et al.* Cerrado deforestation threatens regional climate and water availability for agriculture and ecosystems. **Global Change Biology**, v.28, n.22, p.6807-6822, 2022. <https://doi.org/10.1111/gcb.16386> Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/gcb.16386> Acesso em: 15 set. 2025.

RODRIGUES, M. L. *et al.* **Detecting center pivots in MATOPIBA using hough transform and web time series service**. In: 2020 IEEE LATIN AMERICAN GRSS & ISPRS REMOTE SENSING CONFERENCE (LAGIRS), Santiago, Chile, p.189-194, 2020. <https://doi.org/10.1109/LAGIRS48042.2020.9165648> Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9165648> Acesso em: 16 set. 2025.

ROSA, L. Adapting agriculture to climate change via sustainable irrigation: biophysical potentials and feedbacks. **Environmental Research Letters**, v.17, 2022. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac7408> Disponível em: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/ac7408/meta> Acesso em: 20 set. 2025.

ROSA, M. R. **Metodologia de classificação de uso e cobertura da terra para análise de três décadas de ganho e perda anual da cobertura florestal nativa na Mata Atlântica**. Tese. 2020. 292f. (Dourorado em Geografia Física) - Universidade de São Paulo, SP, 2020. <https://doi.org/10.11606/T.8.2021.tde-16072021-150114> Disponível em: https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/8/8135/tde-16072021-150114/publico/2020_MarcosReisRosa_VOrig.pdf Acesso em: 1 set. 2025.

ROSSI, F. S. *et al.* Carbon dioxide spatial variability and dynamics for contrasting land uses in central Brazil agricultural frontier from remote sensing data. **Journal of South American Earth Sciences**, v.117, p.103809, Jun. 2022.

<https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.103809> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0895981122001006?via%3DiHub> Acesso em: 1 set. 2025.

ROUSE Jr., J. W. *et al.* Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. **NASA. Goddard Space Flight Center 3d ERTS-1 Symp.**, v.1, Sect. A, Paper A20, p.309-317, 1 Jan. 1974. Disponível em:

<https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740022614/downloads/19740022614.pdf> Acesso em: 19 set. 2025.

SAJJAD, H. *et al.* Assessing soil organic carbon and its relation with biophysical and ecological parameters in tropical forest ecosystem, India. **Geocarto International**, v.40, n.1, 2025. <https://doi.org/10.1080/10106049.2024.2441388> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/10106049.2024.2441388> Acesso em: 20 set. 2025.

SALEEM, M.; AHMED, S. Remote sensing-based analysis of land use, land cover, and land surface temperature changes in Jammu District, India. **International Journal of River Basin Management**, v.23, n.3, 2025.

<https://doi.org/10.1080/15715124.2024.2327493> Disponível em:

<https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/15715124.2024.2327493> Acesso em: 9 set. 2025.

SALOMON, M. M. R. **Quem disputa o Matopiba? Interesses e sustentabilidade na fronteira agrícola**. 2020. 154f.:il. Tese (Doutorado em Desenvolvimento Sustentável) - Universidade de Brasília, Brasília, fev. 2020. Disponível em: https://sucupira-legado.capes.gov.br/sucupira/public/consultas/coleta/trabalhoConclusao/viewTrabalhoConclusao.jsf?popup=true&id_trabalho=9738275 Acesso em: 1 set. 2025.

SANO, E. E. *et al.* Spatio-temporal dynamics of center pivot irrigation systems in the Brazilian tropical Savannah (1985-2020). **Water**, v.16, n.13, p.1897, 2 Jul. 2024.

<https://doi.org/10.3390/w16131897> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4441/16/13/1897> Acesso em: 10 set. 2025.

SANTOS, A. B. dos. **Remote sensing-based water resource diagnosis in regions with intensive expansion of irrigation in Brazil**. 2024. 78f. Tese (Doutorado em Meteorologia Aplicada) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa. 2024.

<https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2024.090> Disponível em:

https://bdtd.ibict.br/vufind/Record/UFV_c3b73f814faf805f8bbf598ba1eb1e21 Acesso em: 11 set. 2025.

SANTOS, C. O. dos *et al.* Livestock intensification and environmental sustainability: an analysis based on pasture management scenarios in the Brazilian Savannah. **Journal of Environmental Management**, v.355, p.120473, Mar. 2024.

<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120473> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301479724004596?via%3DiHub> Acesso em: 2 ago. 2025.

SANTOS, H. G. dos *et al.* **Sistema brasileiro de classificação de solos**. Brasília: EMBRAPA, 3.ed. rev.ampl. 2013. 353p.:il.color. Disponível em: <http://livimagens.sct.embrapa.br/amostras/00053080.pdf> Acesso em: 9 set. 2025.

SANTOS, R. S. *et al.* Simulating soil C dynamics under intensive agricultural systems and climate change scenarios in the MATOPIBA region, Brazil. **Journal of Environmental Management**, v.347, p.119149, Dec. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.119149> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301479723019370?via%3Dihub> Acesso em: 12 set. 2025.

SARTORIO, L. F.; MAIER, É. L. B. Land use and cover changes in Brazilian biomes between 1985 and 2018. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.17, n.1, p.508-528, 2024. <https://doi.org/10.26848/rbgf.v17.1.p508-528> Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe/article/view/258344> Acesso em: 29 jul. 2025.

SCANLON, B. R. *et al.* Effects of climate and irrigation on GRACE-based estimates of water storage changes in major US aquifers. **Environmental Research Letters**, v.16, n.9, p.094009, 17 ago. 17 Aug. 2021. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac16ff> Disponível em: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/ac16ff/pdf> Acesso em: 2 set. 2025.

SEN, P. K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's Tau. **Journal of the American Statistical Association**, v.63, n.324, p.1379-1389, 1968. <https://doi.org/10.1080/01621459.1968.10480934> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.1968.10480934> Acesso em: 17 maio 2025.

SHAFIZADEH-MOGHADAM, H. *et al.* Synergetic use of multi-temporal Sentinel-1, Sentinel-2, NDVI, and topographic factors for estimating soil organic carbon. **Catena**, v.212, p.106077, May 2022. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106077> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816222000637?via%3Dihub> Acesso em: 30 maio 2025.

SILVA, A. L. *et al.* Water Appropriation on the Agricultural Frontier in Western Bahia and Its Contribution to Streamflow Reduction: Revisiting the Debate in the Brazilian Cerrado. **Water**, v.13, n.8. p.105, 12 Apr. 2021. <https://doi.org/10.3390/w13081054> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4441/13/8/1054> Acesso em: 19 maio 2025.

SILVA, D. S.; ARIMA, E. Y. Sustainability consequences of making land change decisions based on current climatology in the Brazilian Cerrado. **Land**, v.12, n.4, p.914, 2023. <https://doi.org/10.3390/land12040914> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-445X/12/4/914> Acesso em: 17 maio 2025.

SILVA, Jhon L. B. *et al.* Spatiotemporal dynamics of agricultural areas with central pivot using orbital remote sensing in the Brazilian semiarid. **Smart Agricultural Technology**, v.2, p.100052, Dec. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100052> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S277237552200017X?via%3Dihub>
Acesso em: 29 set. 2025.

SILVA, Jhon L. B. *et al.* Environmental degradation of vegetation cover and water bodies in the semiarid region of the Brazilian Northeast via cloud geoprocessing techniques applied to orbital data. **Journal of South American Earth Sciences**, v.121, p.104164, Jan. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.104164> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0895981122004503?via%3Dihub> Acesso em: 22 maio 2025.

SILVA, Jhon L. B. *et al.* Geospatial Insights into Aridity Conditions: MODIS Products and GIS Modeling in Northeast Brazil. **Hydrology**, v.11, n.3, p.32, 26 Feb. 2024. <https://doi.org/10.3390/hydrology11030032> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2306-5338/11/3/32> Acesso em: 22 maio 2025.

SILVA, Jhon L. B. *et al.* Land use and land cover change patterns from orbital remote sensing products: spatial dynamics and trend analysis in northeastern Brazil. **Land**, v.14, n.10, p.1954, 26 Sep. 2025. <https://doi.org/10.3390/land14101954> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-445X/14/10/1954> Acesso em: 30 set. 2025.

SILVA, Jônatas P. *et al.* Combined legume and non-legume residues management improve soil organic matter on an Oxisol in Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 46, 12 Dec. 2022. <https://doi.org/10.36783/18069657rbcs20220077> Disponível em: <https://www.rbcsjournal.org/article/combined-legume-and-non-legume-residues-management-improve-soil-organic-matter-on-an-oxisol-in-brazil/> Acesso em: 1 set. 2025.

SILVA Jr., C. H. L. *et al.* Benchmark maps of 33 years of secondary forest age for Brazil. **Sci Data** 7, v.269, 28 Aug. 2020. <https://doi.org/10.1038/s41597-020-00600-4> Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41597-020-00600-4> Acesso em: 29 maio 2025.

SNEYERS, R. On the statistical analysis of series of observations. **Technical Note - World Meteorological Organization**, n.143, 192p. ref.56, 1991. ISBN (Hardback): 978-92-63-10415-1. CABI Record Number: 19912451385. Disponível em: <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/19912451385> Acesso em: 30 jun. 2025.

SOARES, D. de A. *et al.* Accumulated carbon fractions in tropical sandy soils and their effects on fertility and grain yield in an integrated crop-livestock system. **Sustainability**, v.15, n.18, p.13829, 16 Sep. 2023. <https://doi.org/10.3390/su151812234> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/18/13829> Acesso em: 30 jun. 2025.

SOTO, I. S. de. *et al.* Changes in the soil inorganic carbon dynamics in the tilled layer of a semi-arid Mediterranean soil due to irrigation and a change in crop. Uncertainties in the calculation of pedogenic carbonates. **Catena**, v246, p.108362, Nov. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2024.108362> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0341816224005599> Acesso em: 28 jun. 2025.

SOUSA, M. G. *et al.* Changes in organic carbon and microbiology community structure due to long-term irrigated agriculture on Luvisols in the Brazilian semi-arid region. **Catena**, v.212, p.106058, May 2022. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106058> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816222000443?via%3Dihub> Acesso em: 10 ago. 2025.

SOUZA, A. A. de *et al.* Dynamics of Savannah clearing and land degradation in the newest agricultural frontier in Brazil. **GIScience & Remote Sensing**, v.57, n7, p.965-984. 2020. <https://doi.org/10.1080/15481603.2020.1835080> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/15481603.2020.1835080> Acesso em:

SOUZA Jr., C. M.; ROBERTS, D. A.; COCHRANE, M. A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. **Remote Sensing of Environment**, v.98, n.2-3, p.329-343, 15 Oct. 2005. [R.https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.013](https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.013) Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425705002385?via%3Dihub> Acesso em: 30 jul 2025.

SOUZA Jr., C. M. *et al.* Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v.12, n.17, p.2735, 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12172735> Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/17/2735> Acesso em: 30 jul. 2025.

SOUZA, S. A.; RODRIGUES, L. N. Increased profitability and energy savings potential with the use of precision irrigation. **Agricultural Water Management**, v.270, p.107730, 1 Aug. 2022. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2022.107730> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378377422002773?via%3Dihub> Acesso em: 16 jun. 2025.

SPERA, S. Agricultural Can Preserve the Brazilian Cerrado: applying lessons from Mato Grosso and Goiás to Brazil's last agricultural frontier. **Tropical Conservation Science**, v.10, n.1, 2020. <https://doi.org/10.1177/1940082917720662>. Disponível em: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1940082917720662>. Acesso em 11 jul. 2025.

SPERA, S. A. *et al.* Land-use change affects water recycling in Brazil's last agricultural frontier. **Global Change Biology**, v.22, n.10, p.3405-3413, 2016. <https://doi.org/10.1111/gcb.13298> Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/gcb.13298> Acesso em: 18 jun. 2025.

STEHRMAN, S. V. Estimating area and map accuracy for stratified random sampling when the strata are different from the map classes. **International Journal of Remote Sensing**, v.35, n. 13, p.4923-4939, Jul. 2014. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.930207> Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01431161.2014.930207> Acesso em: 7 jul. 2025.

STEHRMAN, S. V.; FOODY, G. M. Key issues in rigorous accuracy assessment of land cover products. **Remote Sensing of Environment**, v.231, p.111199, 15 Sep. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.018>. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425719302111?via%3Dihub>
b Acesso em: 9 jul. 2025.

SUN, Y. *et al.* Digital mapping of soil organic carbon density in China using an ensemble model. **Environmental Research**, v.231, p.116131, 15 Aug. 2023.
<https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.116131> Disponível em:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0013935123009325?via%3Dihub>
b Acesso em: 11 jun 2025.

TADONO, T. *et al.* Precise Global DEM Generation by ALOS PRISM, **ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.**, v.II-4, p.71-76, 2014.
<https://doi.org/10.5194/isprsannals-II-4-71-2014> Disponível em: <https://isprs-annals.copernicus.org/articles/II-4/71/2014/> Acesso em: 9 jul. 2025.

TEIXEIRA, A. dos S. *et al.* Evidence of water surface and flow reduction in the main hydrographic basin of the Brazilian Savannah (Cerrado biome): the Araguaia river. **Hydrobiologia**, v.851, p.2503-2518, 2024. <https://doi.org/10.1007/s10750-024-05471-z>
Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10750-024-05471-z> Acesso em: 18 jun. 2025.

TEIXEIRA, D. B. de *et al.* Relative influence of NDVI on the organic matter content of semiarid soils. ENCONTRO INTERNACIONAL DE JOVENS INVESTIGADORES, 3., Fortaleza, CE. **Revista Ciência Agronômica**, v.48, n.2, p.243-252, Oct. 2017.
Disponível em:
https://www.researchgate.net/publication/326381299_RELATIVE_INFLUENCE_OF_NDVI_IN_THE_ORGANIC_MATTER_CONTENT_OF_SEMIARID_SOILS
https://www.editorarealize.com.br/editora/anais/join/2017/TRABALHO_EV081_MD1_SA127_ID1008_14082017103109.pdf Acesso em: 21 jun. 2025.

THOMAZINI, A. *et al.* Data set on soil physicochemical parameters, biomass accumulation and carbon credit generation in different management systems in Rio Verde, GO, Brazil. **Data in Brief**, v.55, p. 110682, Aug. 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.dib.2024.110682> Disponível em:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352340924006498?via%3Dihub>
Acesso em: 19 jun. 2025.

TORRES, J. L. R. *et al.* Aggregation and dynamics of soil organic matter under different management systems in the Brazilian Cerrado. **Soil Research**, v.59, n.7, p.715-726, 2021. <https://doi.org/10.1071/SR20230> Disponível em:
<https://connectsci.au/sr/article-abstract/59/7/715/47137/Aggregation-and-dynamics-of-soil-organic-matter> Acesso em: 28 jun. 2025.

TRIAKONSTANTIS, D.; KARAKOSTAS, A. Soil Organic Carbon Monitoring and Modelling via Machine Learning Methods Using Soil and Remote Sensing Data. **Agriculture**, v.15, n.9, p.910, 2025. <https://doi.org/10.3390/agriculture15090910>
Disponível em: <https://www.mdpi.com/2077-0472/15/9/910> Acesso em: 12 jul. 2025.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. **Remote Sensing of Environment**, v.8, n.2, p.127-150, May 1979.
[https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0) Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0034425779900130> Acesso em: 17 jun. 2025.

USGS. **Landsat Collection 1 Level 1 Product Definition**. 2017. Disponível em: https://landsat.usgs.gov/sites/default/files/documents/LSDS-1656_Landsat_Level-1_Product_Collection_Definition.pdf. Acesso em: 18 jan. 2025.

USGS/NASA. United States Geological Survey/National Aeronautics and Space Administration. **Landsat Satellite Missions**, 2025. Disponível em: <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-satellite-missions> Acesso em: 18 jan. 2025.

VIEIRA FILHO, J. E. R. **A cadeia produtiva de soja e o desenvolvimento econômico e regional no Brasil**. Brasília: IPEA, set. 2024. 27p.:il.gráfs. (Texto para Discussão, n.3042). <https://doi.org/10.38116/td3042-port> Disponível em: <https://repositorio.ipea.gov.br/server/api/core/bitstreams/d560de32-e101-4e54-882a-4d6a7d8a11f4/content> Acesso em: 31 jan. 2025.

VISHNOI, S.; GOEL, R. K. Climate smart agriculture for sustainable productivity and healthy landscapes. **Environmental Science & Policy**, v.151, p.103600, Jan. 2024. <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2023.103600> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1462901123002496> Acesso em: 15 abr. 2025.

VOGADO, R. F. *et al.* Soil organic carbon stocks and fractions under integrated systems and pasture in the Cerrado of northeast Brazil. **Catena**, v.243, p.108196, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2024.108196> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S034181622400393X> Acesso em: 23 jan. 2025.

WANG, C.; KUZUYAKOV, Y. Soil organic matter priming: the pH effects. **Global Change Biology**, v.30. 2024. <https://doi.org/10.1111/gcb.17349> Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/gcb.17349> Acesso em: 31 jan. 2025.

WANYAMA, J. *et al.* Development of a solar powered smart irrigation control system Kit. **Smart Agricultural Technology**, v.5, p.100273, Oct. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100273> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772375523001028?via%3Dihub> Acesso em: 31 jan. 2025.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. 13 - Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D. (ed.). **Applications of soil physics**. Academic Press, 1980. 350p. p.319-344. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-348580-9.50018-3> Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/chapter/monograph/abs/pii/B9780123485809500183?via%3Dihub> Acesso em: 12 ago. 2025.

WU, Z. *et al.* Mapping farmland soil organic carbon density in plains with combined cropping system extracted from NDVI time-series data. **Science of the Total Environment**, v.754, n.1, p.142120, 1 Feb. 2021. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142120> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0048969720356497?via%3DiHub> Acesso em: 31 jan. 2025.

XAVIER, G. L. MATOPIBA: a ocupação da nova fronteira agrícola nos quadros do padrão exportador de especialização produtiva. **Confins**, n.39, 2019.

<https://doi.org/10.4000/confins.17590> Disponível em:

<https://journals.openedition.org/confins/17590> Acesso em: 22 fev. 2025.

ZHANG, F. *et al.* Agricultural science and technology innovation, spatial spillover and agricultural green development-taking 30 Provinces in China as the research object.

Applied Sciences, v.12, n.2, p.845, 14 Jan. 2022. <https://doi.org/10.3390/app12020845>

Disponível em: <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/2/845> Acesso em 13 abr. 2025.

ZHANG, J. *et al.* Challenges and opportunities in precision irrigation decision-support systems for center pivots. **Environmental Research Letters**, v.16, n.6, 29 Apr. 2021.

<https://doi.org/10.1088/1748-9326/abe436> Disponível em:

<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/abe436> Acesso em: 31 jan 2025.

ZHANG, Y. *et al.* Prediction of soil organic carbon based on Landsat 8 monthly NDVI data for the Jiangnan Plain in Hubei Province, China. **Remote Sensing**, v.11, n.14,

p.1683, 2019. <https://doi.org/10.3390/rs11141683> Disponível em:

<https://www.mdpi.com/2072-4292/11/14/1683> Acesso em: 31 jan. 2025.

ZHAO, Y. *et al.* Lower carbon uptake rates resulting from converting wooded Cerrado to pasture-dominated agricultural area in the Brazilian Savanna. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.366, p.110465, 2025.

<https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2025.110465> Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168192325000851> Acesso em: 10 abr. 2025.