

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

**SENSORIAMENTO REMOTO ORBITAL E ANÁLISE DE
TENDÊNCIA NAS MUDANÇAS DA COBERTURA E USO
DA TERRA NO VALE DO SÃO PATRÍCIO AO LONGO
DE QUATRO DÉCADAS**

Autor: Mauro Lemes Filho
Orientador: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva
Coorientador: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira

CERES - GO
Agosto - 2025

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

**SENSORIAMENTO REMOTO ORBITAL E ANÁLISE DE
TENDÊNCIA NAS MUDANÇAS DA COBERTURA E USO
DA TERRA NO VALE DO SÃO PATRÍCIO AO LONGO
DE QUATRO DÉCADAS**

Autor: Mauro Lemes Filho
Orientador: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva
Coorientador: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira

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.

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) | ☒ Artigo científico |
| ☒ Dissertação (mestrado) | ☐ Capítulo de livro |
| ☐ Monografia (especialização) | ☐ Livro |
| ☐ TCC (graduação) | ☐ Trabalho apresentado em evento |

☒ Produto técnico e educacional - Tipo:

Nome completo do autor:

Matrícula:

Título do trabalho:

RESTRIÇÕES DE ACESSO AO DOCUMENTO

Documento confidencial: ☒ Não ☐ Sim, justifique:

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

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.

Documento assinado digitalmente
gov.br MAURO LEMES FILHO
Data: 21/02/2026 10:19:05-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Local

/ /

Data

Assinatura do autor e/ou detentor dos direitos autorais

Ciente e de acordo:

Assinatura do(a) orientador(a)

Documento assinado digitalmente

gov.br JHON LENNON BEZERRA DA SILVA
Data: 21/02/2026 18:35:20-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

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

L552s Lemes Filho, Mauro
SENSORIAMENTO REMOTO ORBITAL E ANÁLISE DE
TENDÊNCIA NAS MUDANÇAS DA COBERTURA E USO
DA TERRA NO VALE DO SÃO PATRÍCIO AO LONGO DE
QUATRO DÉCADAS / Mauro Lemes Filho. CERES 2025.
50f. il.
Orientador: Prof. Dr. 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. Sensoriamento remoto. 2. Cerrado. 3. MapBiomass Brasil. 4.
Mann-Kendall. 5. Uso do solo. I. Título.



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

Formulário 12/2025 - CCMIC-CE/GPPI/CMPCE/IFGOIANO

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

**Sensoriamento Remoto Multiespectral e Análise de Tendência nas Mudanças da
cobertura e uso da terra no Vale do São Patrício ao longo de quatro décadas**

Autor: Mauro Lemes Filho

Orientador: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva

TITULAÇÃO: Mestre em Irrigação no Cerrado – Área de Concentração: Irrigação

APROVADO, Ceres, em: 29 de agosto de 2025.

Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva

Presidente da banca

IF Goiano - Campus Ceres

Prof. Dr. Ailton Alves de Carvalho

Avaliador Externo

Universidade Federal Rural de Pernambuco



Documento assinado digitalmente

AILTON ALVES DE CARVALHO
Data: 29/08/2025 12:13:45-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Marcos Vinícius da Silva

Avaliador Externo

Universidade Federal do Maranhão - Campus Chapadinha



Documento assinado digitalmente

MARCOS VINICIUS DA SILVA

Data: 29/08/2025 11:56:37-0300

Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Documento assinado eletronicamente por:

■ **Jhon Lennon Bezerra da Silva, PROF ENS BAS TEC TECNOLOGICO - VISITANTE**, em 29/08/2025 11:49:06.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 14/08/2025. 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: 732411

Código de Autenticação: a10fad98d4



INSTITUTO FEDERAL GOIANO

Campus Ceres

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

(62) 3307-7100

A Deus, pelo dom da vida, e à minha esposa Amanda e ao meu filho Theo, por todo amor, paciência e apoio que me fortaleceram na realização deste sonho.

DEDICO

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por conceder a vida e sabedoria, e à minha família, que é minha base, minha inspiração e meu maior motivo para lutar todos os dias. Em especial, agradeço à minha esposa Amanda e ao meu filho Theo, pelo amor, paciência e apoio incondicional durante esta jornada.

Aos professores Jhon Lennon Bezerra da Silva e 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 dados de acesso aberto, como o MapBiomas, o Google Earth Engine e o Projeto R para computação estatística, pela disponibilidade e fornecimento de ferramentas, produtos e banco de dados, que foram essenciais para o desenvolvimento desta pesquisa.

Agradeço imensamente o 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.

“Enquanto eu estiver vivo, minhas possibilidades são infinitas.”

Monkey D. Luffy

BIOGRAFIA DO AUTOR

Mauro Lemes Filho, natural de Goiás – GO, filho de Geruza Helena Fernandes e Mauro Lemes. Concluiu o curso de Agronomia em 2014 pelo Centro Universitário de Goiás – UniGoiás. Tem experiência na área de Agronomia, com ênfase em elaboração, implantação e condução de Planos de Recuperação de Áreas Degradadas (PRAD), produção florestal e projetos de licenciamento ambiental. Atuou também na condução de equipes técnicas em campo e escritório, com vivência em projetos de reflorestamento, integração lavoura-pecuária-floresta e consultoria ambiental.

No âmbito profissional, exerceu a função de responsável técnico e gerente de projetos na Plante Roots Viveiro Ambiental, além de atuar em consultoria e assistência técnica para propriedades rurais. Em 2023 ingressou no Programa de Pós-Graduação em Irrigação no Cerrado, no Instituto Federal Goiano – Campus Ceres, desenvolvendo a pesquisa intitulada “*Sensoriamento Remoto Orbital e Análise de Tendência nas Mudanças da Cobertura e Uso da Terra no Vale do São Patrício ao Longo de Quatro Décadas*”, submetendo-se à defesa em 29 de agosto de 2025.

RESUMO

MAURO LEMES FILHO. Instituto Federal Goiano – Campus Ceres – GO, agosto de 2025. **Sensoriamento remoto orbital e análise de tendência nas mudanças da cobertura e uso da terra no Vale do São Patrício ao longo de quatro décadas.** Orientador: Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva. Coorientador: Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira.

O Cerrado brasileiro tem sofrido intensas transformações nas últimas décadas em função dos eventos de mudanças climáticas, expansão agropecuária e das pressões socioeconômicas, que desencadeiam altos níveis de desmatamento, resultando em significativas alterações na cobertura e uso da terra das regiões. Nesse contexto, o Vale do São Patrício, região do Cerrado em Goiás, se destaca pela relevância agrícola e ambiental, englobando 24 municípios goianos, tornando-se, portanto, um espaço estratégico para análise multitemporal e monitoramento dessas condições de mudanças à superfície. Esta pesquisa objetivou avaliar a dinâmica espaço-temporal da cobertura da terra utilizando sensoriamento remoto orbital para o Vale do São Patrício, entre 1985 e 2023. Para o desenvolvimento do estudo, foi utilizado o produto de dados geoespaciais do MapBiomas, que envolve a coleção 9.0 de dados de cobertura da terra, com base em imagens da série de satélites Landsat, de resolução espacial de 30 metros. O processamento automático das imagens foi realizado na plataforma Google Earth Engine, utilizando processamento digital em nuvem, associado ao algoritmo Random Forest. Foram confeccionados mapas temáticos anuais à superfície das condições de mudanças ao longo do tempo, dos quais foram extraídos dados quantitativos pixel a pixel do produto da LULC. As análises incluíram estatística descritiva, de dispersão e aplicação do teste não paramétrico, tendência temporal de Mann-Kendall ao nível de significância de 5%. Também foram determinados índices de vegetação para avaliar os padrões de distribuição espaço-temporal e a variabilidade quantitativa da cobertura

vegetal natural e das áreas de agropecuária. Foram empregados também os softwares R (v.4.4.0) e QGIS (v.3.36), utilizados na aplicação da análise de tendência e na produção dos mapas temáticos, respectivamente. Os resultados demonstraram tendência significativa crescente das classes relacionadas à agropecuária, acompanhada da redução de florestas nativas, com uma perda média anual de 974,74 hectares ao longo da análise temporal, evidenciado principalmente a partir da década de 1990, relacionado à intensificação do processo de ocupação agrícola. O teste de Mann-Kendall confirmou tendência significativa ($p\text{-valor} < 0,05$) crescente para as áreas da agricultura, diante das culturas da soja e cana-de-açúcar, com ganhos anuais de 1046,52 ha e 2345,31 ha, respectivamente. Por outro lado, na área de pastagens, não foi identificada tendência significativa, com sinais de estabilidade. Tanto o NDVI quanto o SAVI detectaram predominância das áreas de agropecuária, bem como demonstraram a fragmentação de áreas de floresta. O SAVI obteve maior sensibilidade na detecção de áreas de corpos hídricos e de solo exposto. A intensa transformação da paisagem no Vale do São Patrício foi impulsionada pela expansão agrícola em detrimento da vegetação nativa. Essa dinâmica intensifica os impactos ambientais, revelando uma crescente vulnerabilidade da área e a necessidade de estratégias de planejamento territorial sustentável. O monitoramento por sensoriamento remoto torna-se necessário como subsídio para a formulação de políticas públicas voltadas à sustentabilidade regional.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Cerrado. MapBiomas Brasil. Mann-Kendall. uso do solo.

ABSTRACT

MAURO LEMES FILHO. Goiano Federal Institute, Ceres Campus, Goiás State (GO), Brazil, August 2025. **Orbital remote sensing and trend analysis of land use and land cover changes in the *Vale do São Patrício*, Goiás State, Brazil, over four decades.** Advisor: Prof. Dr. Jhon Lennon Bezerra da Silva. Co-advisor: Prof. Dr. Henrique Fonseca Elias de Oliveira.

The Brazilian Cerrado (Savanna) has undergone intense transformations in recent decades due to climate change, agricultural expansion, and socioeconomic pressures, which have triggered high levels of deforestation, resulting in significant changes in the land cover and in land use in the region. In this context, the *Vale do São Patrício*, a Cerrado region in Goiás State, Brazil, stands out for its agricultural and environmental importance, encompassing twenty-four municipalities, making it a strategic area for multitemporal analysis and monitoring of surface changes. This research aimed to evaluate the spatiotemporal dynamics of land cover in the *Vale do São Patrício* from 1985 to 2023 through orbital remote sensing. This study used the MapBiomas geospatial data product, including the 9.0 land cover data collection, based on Landsat satellite images with a spatial resolution of 30 m. Automatic image processing was carried out on the Google Earth Engine platform through cloud-based digital processing combined with the Random Forest algorithm. Annual thematic maps of surface changes over time were produced, allowing quantitative pixel-by-pixel extraction from the Land Use and Land Cover (LULC) product. The analyses included descriptive and dispersion statistics, the application of a nonparametric test, and the Mann-Kendall temporal trend test at a 5% significance level. Vegetation indices were also calculated to assess the spatiotemporal distribution patterns and quantitative variability of natural vegetation cover and agricultural areas. R (v.4.4.0) and QGIS (v.3.36) software were also applied for trend analysis and thematic maps production,

respectively. The results showed a significant upward trend in agricultural-related classes, along with a reduction in native forests, with an average annual loss of 974.74 ha throughout the temporal analysis. This trend became particularly evident from the 1990s onward, reflecting the intensification of the agricultural occupation process. The Mann-Kendall test confirmed a significant upward trend ($p\text{-value} < 0.05$) for agricultural areas, with annual gains of 1,046.52 ha for soybean and 2,345.31 ha for sugarcane. On the other hand, no significant trend was identified in pasture areas, showing signs of stability. Both Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) revealed the predominance of agricultural areas and the fragmentation of forest areas. SAVI was more sensitive for detecting bodies of water and areas of exposed soil. The intense transformation of the landscape in the *Vale do São Patrício* was driven by agricultural expansion at the expense of native vegetation. This dynamic intensifies environmental impacts, showing the area's increasing vulnerability and the need for sustainable territorial planning strategies. Remote sensing monitoring is needed to support the development of public policies focus on regional sustainability

Keywords: Brazilian Cerrado (Savanna). Land use. Mann-Kendall. MapBiomas Brazil. Remote sensing.

LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 1 Localização espacial da área de estudo, região do Vale do São Patrício, estado de Goiás, Brasil	9
Figura 2 Interface do ambiente de processamento geoespacial do Google Earth Engine, com destaque para o script de programação digital da LULC e a área de estudo	15
Figura 3 Dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023	25
Figura 4 Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as diferentes classes de cobertura e uso da terra (hectares) no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023. Legenda: Agricultura (A); Agropecuária (B); Formação florestal (C); Silvicultura (D); Paisagem (E) e Área sem vegetação (F)	27
Figura 5 Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as diferentes classes de cobertura e uso da terra (hectares) no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023. Legenda: Lavoura temporária (A); Vegetação arbustiva (B); Corpos hídricos (C); Soja (D) e Cana-de-açúcar (E)	30
Figura 6 Distribuição espaço-temporal do NDVI, no Vale do São Patrício, Goiás, Brasil, entre 1985 e 2023.....	33
Figura 7 Distribuição espaço-temporal do SAVI, no Vale do São Patrício, Goiás, Brasil, entre 1985 e 2023.....	34

LISTA DE TABELAS

	Página
Tabela 1 Bandas multiespectrais da série de satélites Landsat para a classificação de dados da LULC da coleção 9.0 do MapBiomias.....	13
Tabela 2 Variabilidade quantitativa temporal da classificação LULC entre 1985 e 2023.....	22
Tabela 3 Estatística da precisão global da classificação LULC para o bioma Cerrado e para a coleção 9.....	26
Tabela 4 Significância e magnitude da tendência temporal de Mann-Kendall e Sen's slope no Vale do São Patrício, para a série temporal de 1985 a 2023.....	31
Tabela 5 Análise estatística e variabilidade temporal dos índices de vegetação NDVI e SAVI, entre 1985 e 2023, para o Vale do São Patrício, Goiás, Brasil.....	35
Quadro Índices espectrais e variáveis preditoras para a classificação da LULC da coleção 9.0 do MapBiomias.....	14

SÚMARIO

	Página
1	INTRODUÇÃO 1
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA..... 4
2.1	Dados de sensoriamento remoto aplicados à cobertura e uso da terra 4
2.2	Impacto das mudanças climáticas regionais 5
2.3	Mapeamento espaço-temporal da cobertura da terra 6
2.5	Índices espectrais de vegetação 7
3	MATERIAL E MÉTODOS 8
3.1	Caracterização da área de estudo 8
3.2	Dados da cobertura e uso da terra (Projeto MapBiomas Brasil) 9
3.3	Google Earth Engine (processamento digital em nuvem) 14
3.4	Metodologia dos índices de vegetação 15
3.5	Estatística não paramétrica de Mann-Kendall e Sen's slope 17
3.6	Análises estatísticas 20
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO 21
4.1	Dinâmica espaço-temporal e variabilidade quantitativa da LULC..... 21
4.2	Análise de tendência de Mann-Kendall e Sen's slope 27
4.3	Padrão espaço-temporal e variabilidade dos índices de vegetação..... 33
5	CONCLUSÕES..... 40
	REFERÊNCIAS 42

1 INTRODUÇÃO

O Cerrado brasileiro é reconhecido como um dos biomas mais biodiversos do planeta, mas também como um dos mais ameaçados pela variabilidade climática (secas severas) e pressões das atividades antrópicas (Stríkis *et al.*, 2024; Rodrigues *et al.*, 2022), principalmente decorrentes da expansão agropecuária (Boldrin *et al.*, 2025). Nas últimas décadas, o avanço das fronteiras agrícolas e o desmatamento no Brasil central transformaram profundamente a paisagem do Cerrado, resultando em perda da cobertura vegetal nativa, fragmentação de habitats e intensificação dos impactos ambientais sobre os recursos hídricos e, consequentemente, sobre a biodiversidade (Leite-Filho *et al.*, 2025; Sano *et al.*, 2019; Espíndola *et al.*, 2021).

Nesse cenário, a região do Vale do São Patrício, em Goiás, apresenta-se como um espaço estratégico para análise que evidencie esses diversos fatores e dinâmicas da cobertura da terra. Historicamente marcada por atividades agropecuárias, essa região tem se destacado pela intensidade das mudanças de uso do solo, tornando-se representativa das transformações em curso no Cerrado (Leite-Filho *et al.*, 2025; Stríkis *et al.*, 2024). A compreensão da dinâmica espaço-temporal dessas mudanças é essencial para subsidiar políticas públicas mais efetivas, visando a promover estratégias de manejo sustentável dos recursos naturais e a garantir a segurança alimentar (Silva, J. *et al.*, 2024; Taiwo *et al.*, 2023). O monitoramento contínuo das condições de mudanças favorece a avaliação dos impactos ambientais e orienta estratégias de manejo agrícola e planejamento territorial sustentável (Pompeu; Assis; Ometto, 2024).

O uso de tecnologias inovadoras e consolidadas como os conjuntos de sensoriamento remoto e dados de satélite associados à modelagem de sistemas de informações geográficas (plataformas SIGs) é uma ciência indispensável para o monitoramento e análise espaço-temporal da cobertura e uso da terra (*Land Use and Land Cover – LULC*) com baixo custo e alta periodicidade de observação (Boldrin *et*

al., 2025; Pham *et al.*, 2024; Silva, J. *et al.*, 2024;). O uso de técnicas de sensoriamento remoto possibilita o mapeamento de grandes áreas com alta precisão e resolução temporal (Carvalho *et al.*, 2025; Freitas; Gama; Souza, F., 2025). Por meio da análise de séries temporais de imagens de satélite, é possível detectar padrões, tendências e dinâmicas que revelam transformações significativas tanto em ecossistemas naturais quanto em áreas de atividades antrópicas, como agrícolas e urbanas (Sousa *et al.*, 2023).

Um exemplo relevante da aplicação dessa abordagem é o Projeto MapBiomass, uma iniciativa colaborativa que tem revolucionado o mapeamento dos biomas brasileiros. O MapBiomass Brasil tem um conjunto de dados robusto, que utiliza imagens da série Landsat para produzir mapas temáticos anuais da cobertura e uso da terra por meio de técnicas de sensoriamento remoto, modelagem SIG, bem como utiliza algoritmos de aprendizado de máquina, como o Random Forest, na plataforma Google Earth Engine. O MapBiomass tem um mapeamento/monitoramento com elevado grau de detalhamento, destacando a dinâmica da vegetação nativa, pastagens, áreas agrícolas, recursos hídricos e infraestrutura urbana ao longo de décadas (Shimabukuro *et al.*, 2023; Souza Jr. *et al.*, 2020).

A caracterização temporal dessas mudanças é fundamental não apenas para compreender os processos ecológicos e antrópicos, mas também para subsidiar ações fundamentais voltadas à conservação ambiental e ao ordenamento territorial (Jin *et al.*, 2022; Li, 2025). A identificação de tendências e padrões de alteração do uso da terra pode auxiliar na formulação de políticas públicas, na definição de zonas de proteção e no desenvolvimento de estratégias sustentáveis para o uso dos recursos hídricos e naturais (Ullah *et al.*, 2024).

Estudos recentes que têm descrito a dinâmica da cobertura da terra no Cerrado brasileiro evidenciam o aumento da monocultura (soja, milho e algodão), a perda da vegetação nativa, o declínio da biodiversidade e o aumento das emissões de gases de efeito estufa (Polizel *et al.*, 2021), bem como o aumento do desmatamento e o uso do fogo, que acelera as mudanças na cobertura da terra (Mataveli *et al.*, 2021). Além disso, uma projeção até 2050 mostra uma diminuição da vazão dos rios, com reflexos na agricultura, na produção de energia elétrica, na biodiversidade e no abastecimento de água para a região (Salmona *et al.*, 2023).

Além do mapeamento, análises estatísticas têm sido aplicadas para identificar tendências de longo prazo nas séries temporais de cobertura e uso da terra. Entre elas,

o teste de Mann-Kendall, que tem sido amplamente utilizado para detectar mudanças significativas em séries de dados climáticos e ambientais, dadas a sua robustez frente à distribuição dos dados e a sua aplicabilidade em diferentes contextos (Boldrin *et al.*, 2025; Cattelan *et al.*, 2024; Ferreira, F.; Rodrigues, L.; Silva, F., 2024; Leite-Filho *et al.*, 2025).

Diante dos cenários de pressões em tempos de escassez de recursos, esta pesquisa analisa a dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra e suas transformações, utilizando conjuntos de sensoriamento remoto e imagens de satélites associados aos sistemas de informações geográficas (SIGs) para o Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Dados de sensoriamento remoto aplicados à cobertura e uso da terra

O sensoriamento remoto tem se consolidado como uma das principais ferramentas para o monitoramento ambiental e análise da dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra (*Land Use and Land Cover* – LULC), destacando temas como a vegetação nativa dos ecossistemas, a agropecuária e os recursos hídricos (Silva, J. *et al.*, 2023). A utilização de dados orbitais permite a obtenção de informações em diferentes escalas temporais e espaciais, viabilizando estudos de larga abrangência e de longa duração histórica (Silva, J. *et al.*, 2024).

A série de dados geoespaciais dos satélites Landsat, lançada em 1972, representa um marco para o monitoramento ambiental global por oferecer imagens multiespectrais de resolução média (30 m) com ampla continuidade temporal, tornando-a fundamental para a análise multitemporal de mudanças de uso do solo (Wulder *et al.*, 2019). Tendo esta análise como referência, diversos programas de monitoramento vêm sendo estruturados no Brasil, como o Projeto PRODES, voltado para o desmatamento na Amazônia, e o Projeto MapBiomas, que disponibiliza mapas anuais de cobertura e uso da terra para todo o território nacional (Projeto MapBiomas, 2025).

O desenvolvimento de novas constelações de satélites, como a série de dados geoespaciais do Sentinel-2, do Programa Copernicus, também ampliou a capacidade de monitoramento com maior resolução espacial (10 a 20 m) e resolução temporal de cinco dias, contribuindo para a detecção de mudanças rápidas e detalhadas na paisagem (Drusch *et al.*, 2012). A disponibilidade gratuita e aberta desses dados, aliada ao avanço de plataformas de processamento em nuvem, como o Google Earth

Engine (Gorelick *et al.*, 2017), potencializou a aplicação do sensoriamento remoto em estudos de dinâmica de uso do solo em escala regional e global.

No contexto do Cerrado, diversos estudos têm demonstrado a importância do sensoriamento remoto para identificar padrões de substituição da vegetação nativa por usos antrópicos, como agricultura e pecuária (Alencar *et al.*, 2020; Alencar *et al.*, 2022; Boldrin *et al.*, 2025; Garcia; Ballester, 2016; Sano *et al.*, 2019). A análise multitemporal de dados orbitais possibilita não apenas quantificar a redução das formações naturais, mas também compreender os processos de intensificação da agropecuária e seus impactos sobre os ecossistemas.

Dessa forma, os dados de sensoriamento remoto representam uma base indispensável para o monitoramento da cobertura e uso da terra, fornecendo informações essenciais para subsidiar políticas públicas, estratégias de ordenamento territorial e ações conservacionistas.

2.2 Impacto das mudanças climáticas regionais

As mudanças climáticas regionais vêm se manifestando de forma significativa e acelerada, alterando padrões de temperatura, precipitação e disponibilidade hídrica. No Brasil central, onde se insere o Cerrado, esses efeitos têm se mostrado particularmente intensos pela forte interação entre a variabilidade climática natural e a pressão antrópica sobre os ecossistemas (Stríkis *et al.*, 2024).

O Cerrado é considerado um dos biomas mais vulneráveis às alterações climáticas regionais do Brasil, tendo em vista que abriga ecossistemas adaptados a condições específicas de sazonalidade hídrica, alternando-se com períodos de seca prolongada e chuvas intensas. A intensificação do déficit hídrico, somada ao aumento das temperaturas médias, tem resultado em estresse ambiental para espécies nativas, maior suscetibilidade a incêndios florestais e a impactos sobre a produtividade agrícola e pecuária (Sano *et al.*, 2019).

Estudos de modelagem climática indicam que, até meados do século XXI, o Cerrado poderá enfrentar reduções significativas na disponibilidade de água, além de maior frequência de eventos extremos, como secas prolongadas e precipitações intensas em curtos períodos (Mendonça; Blanco; Cruz, 2024; Reis *et al.*, 2024; Salmona *et al.*, 2023). Tais mudanças afetam diretamente os processos ecológicos, como a

regeneração natural das espécies e a manutenção dos serviços ecossistêmicos, incluindo a recarga dos aquíferos e a regulação do ciclo hidrológico.

Em escala regional, as mudanças climáticas interagem com o uso e cobertura da terra, criando sinergias negativas. A expansão agropecuária no Vale do São Patrício, por exemplo, tem promovido redução das áreas de vegetação nativa, o que diminui a resiliência ambiental e potencializa os impactos climáticos locais, incluindo o aumento da temperatura do solo e a redução da umidade atmosférica (Brando *et al.*, 2020).

2.3 Mapeamento espaço-temporal da cobertura da terra

O mapeamento espaço-temporal da cobertura da terra constitui uma das principais aplicações do sensoriamento remoto, permitindo acompanhar as transformações na paisagem ao longo do tempo e em diferentes escalas de análise (Oliveira, A.; Korting, 2025; Souza Jr. *et al.*, 2020). A utilização de séries históricas de imagens orbitais possibilita identificar padrões de mudança, compreender processos de uso e ocupação do solo e subsidiar políticas públicas voltadas ao planejamento territorial e à conservação ambiental (Sano *et al.*, 2019).

No Brasil, iniciativas pioneiras como o Projeto PRODES, do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), foram fundamentais para o monitoramento do desmatamento na Amazônia, oferecendo dados anuais desde 1988. Em escala nacional, também se destaca o Projeto MapBiomass, que integra instituições de pesquisa, empresas e organizações não governamentais para produzir mapas anuais da cobertura e uso da terra com base em imagens da série de satélites Landsat, classificadas por algoritmos de aprendizado de máquina no Google Earth Engine (Projeto MapBiomass, 2025).

Essas iniciativas representam avanços significativos na compreensão da dinâmica territorial por fornecerem séries temporais consistentes e comparáveis ao longo de décadas. Além disso, permitem análises do tipo multiescala, que vão desde a observação regional até recortes locais, contribuindo para a formulação de diagnósticos ambientais detalhados (Wulder *et al.*, 2019).

No Cerrado, o mapeamento espaço-temporal tem revelado tendências marcantes de conversão de áreas naturais em pastagens e agricultura mecanizada, com

impactos expressivos sobre a biodiversidade, o ciclo hidrológico e os serviços ecossistêmicos. Estudos indicam que a intensificação da agropecuária, especialmente a partir da década de 1990, resultou em fragmentação da vegetação nativa e na expansão acelerada das áreas agrícolas (Sano *et al.*, 2019).

2.5 Índices espectrais de vegetação

Os índices espectrais de vegetação constituem ferramentas fundamentais no monitoramento ambiental por sensoriamento remoto, permitindo a quantificação indireta da biomassa, o vigor e a dinâmica fenológica da cobertura vegetal (Huete *et al.*, 2002; Silva, J. *et al.*, 2023). Em geral, os índices são calculados pela combinação matemática de bandas espectrais do visível, do infravermelho próximo e, em alguns casos, do infravermelho de ondas curtas, explorando a resposta diferencial da vegetação saudável nessas faixas espectrais.

O índice mais utilizado globalmente é o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), proposto por Rouse Jr. *et al.* (1974), que se baseia na razão entre a reflectância no infravermelho próximo (NIR) e no vermelho (RED). O NDVI tem sido amplamente aplicado em estudos de monitoramento agrícola, análise de desmatamento, detecção de estresse hídrico e modelagem da produtividade primária líquida (Oliveira, H. *et al.*, 2024; Silva, J. *et al.*, 2023).

Outros índices foram desenvolvidos para aprimorar as análises em diferentes contextos. O SAVI e EVI (*Enhanced Vegetation Index*), por exemplo, foi proposto para reduzir as limitações do NDVI em áreas de alta biomassa e com cobertura vegetal esparsa, com vantagens da correção e minimização dos efeitos atmosféricos, fundo do dossel e da reflectância do solo (Huete, 1988; Huete *et al.*, 1997; Refati *et al.*, 2023).

No Cerrado, os índices espectrais têm desempenhado papel central na análise da dinâmica sazonal da vegetação, permitindo distinguir períodos de seca e de chuvas, além de monitorar impactos das mudanças de uso da terra e dos regimes climáticos regionais (Sano *et al.*, 2019). Tais métricas fornecem subsídios importantes para a compreensão da resiliência ecológica, do planejamento do uso do solo e da definição de estratégias de manejo sustentável.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área de estudo

A área de estudo é o Vale do São Patrício, localizado na Região Centro-Oeste do Brasil, situado no estado de Goiás, entre as coordenadas geográficas de paralelos 48°45'S e 50°09'S de latitude sul e entre os meridianos 14°07'W e 16°03'W de longitude oeste (Fig. 1). Destaca-se que a região do Vale do São Patrício abrange uma área total de aproximadamente 12.500 km², integrando 24 municípios, configurando-se como uma importante região de produção agropecuária de Goiás.

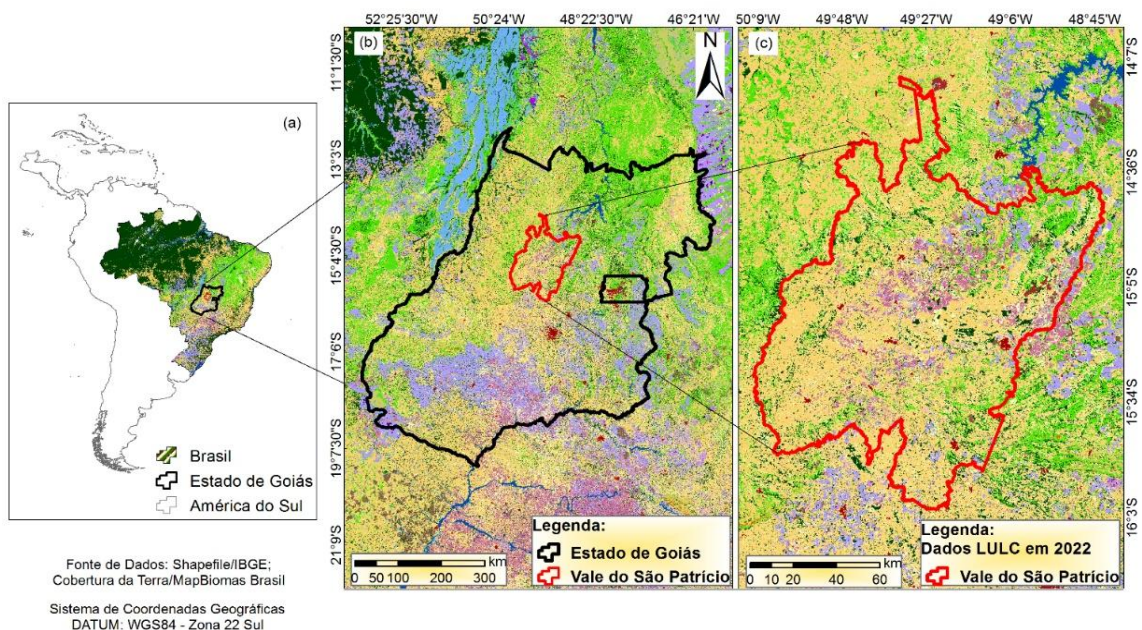


Figura 1 - Localização espacial da área de estudo, região do Vale do São Patrício, estado de Goiás, Brasil

A classificação climática de Köppen para a região mostra predominantemente um clima tropical com estação seca (Aw), caracterizado por duas estações bem definidas: uma chuvosa, de outubro a abril, e outra seca, de maio a setembro. A precipitação média anual varia entre 1.200 mm e 1.800 mm, enquanto as temperaturas

médias oscilam entre 20 °C e 27 °C, com elevada taxa de evapotranspiração durante a estação seca (Alvares *et al.*, 2013).

O bioma predominante é o Cerrado, com formações vegetais que vão desde campos limpos até cerradões, abrigando elevada biodiversidade e áreas com grande potencial agrícola, mas também sob pressão de desmatamento e mudanças no uso e cobertura do solo (Garcia; Ballester, 2016; Souza, R. *et al.*, 2023). O cerrado apresenta altas taxas de uso e mudança na cobertura da terra causadas pela pecuária, agricultura e silvicultura (Espírito-Santo *et al.*, 2016; Sartorio; Maier, 2024).

3.2 Dados da cobertura e uso da terra (Projeto MapBiomas Brasil)

Esta pesquisa utilizou o banco de dados da cobertura e uso da terra (*Land Use and Land Cover* – LULC) Projeto MapBiomas (<https://mapbiomas.org/o-projeto> - Acesso em 25 jun. de 2025). Os dados LULC são do produto da coleção 9.0, lançada em agosto de 2024, que tem 29 classes mapeadas ano a ano numa série multitemporal de 39 anos, entre 1985 e 2023, para a região do Vale do São Patrício, estado de Goiás, Brasil.

O MapBiomas é uma rede colaborativa de cocriadores, estruturado por organizações não governamentais (ONGs), com a colaboração de universidades e empresas de tecnologia com iniciativa de organização e divisão das aplicações sobre a LULC por biomas e temas transversais (como, por exemplo, floresta, campo, agricultura, pastagem, área urbana, água, entre outros), sendo desenvolvido e aprimorado por equipes de pesquisadores, programadores, de especialistas no campo do sensoriamento remoto e modelagem SIG, bem como de estudiosos e especialistas na conservação e uso da terra. As aplicações de mapeamento e monitoramento do MapBiomas visam a compreender a dinâmica espaço-temporal da LULC no Brasil e em outros países, disponibilizando as classificações de forma pública, com dados abertos e gratuitos, sob licença da Creative Commons CC-BY-SA.

Em relação aos processos de mapeamento para cada ano de dados da LULC (coleção 9.0 – 1985-2023), foi montado um mosaico contendo mais de 100 camadas ou métricas de informações baseadas nas bandas multiespectrais da série de satélites Landsat, explicando especificamente o comportamento pixel a pixel (30 m x 30 m). Assim, ao longo da série de dados multitemporal da coleção, foi gerado um conjunto

de mosaicos de 39 anos, disponível para download (<https://brasil.mapbiomas.org/mosaicos-landsat/> - Acesso em 25 jun. de 2025).

Tendo como base os mosaicos de imagens, foram produzidos os mapas temáticos anuais da LULC, procedendo à classificação de classes majoritárias como floresta nativa, formação florestal não natural, agropecuária (agricultura e pastagem), área não vegetada e recursos hídricos. Para a classificação específica do produto da coleção 9.0 (1985-2023), foi utilizado um sistema de processamento baseado em aprendizado de máquina (machine learning), realizado com base no classificador automático/algoritmo *random forest*, que processou automaticamente os dados de amostras de treinamento para alvos específicos por meio de um banco de dados de referência, que validaram as informações do mapeamento para todo o Brasil, composto por aproximadamente 75.000 amostras espacialmente independentes, as quais foram replicadas para cada um dos 39 anos da coleção. As amostras de referência foram rotuladas conforme a classificação LULC do MapBiomas, produzidas por especialistas levando em conta as interpretações visuais, utilizando plataformas de dados geoespaciais como o satélite Landsat, sensor/produto MODIS-NDVI e Google Earth, que tem imagens com boa resolução espaço-temporal. Essas interpretações visuais foram produzidas pela plataforma on-line Temporal Visual Inspection (TVI) do Laboratório de Sensoriamento Remoto e SIG/Universidade Federal de Goiás (Lapig/UFG) (Silva, J. *et al.*, 2025).

Os processos metodológicos e de desenvolvimento da produção dos mapas temáticos e dos algoritmos específicos de classificação para cada conjunto de dados da LULC podem ser observados numa visão geral por meio do Documento Base Teórico do Algoritmo (*Algorithm Theoretical Basis Document* – ATBD, <https://doi.org/10.58053/MapBiomas/ICCL5B> - Acesso em 25 jun. de 2025) (Projeto MapBiomas, 2024). Mais especificamente, considerando o bioma da área de estudo, os processos metodológicos também podem ser observados por meio do ATBD específico do Cerrado brasileiro (<https://doi.org/10.58053/MapBiomas/WWCRLU> - Acesso em 25 jun. de 2025) (Alencar *et al.*, 2025).

Visando a reduzir as inconsistências temporais no ambiente de processamento, são aplicadas mais de 100 regras de filtro temporal e espacial pixel por pixel e classe por classe para analisar e validar cada ano da coleção 9.0, como, por exemplo, regras de prevalência, regras customizadas e de vizinhança. Assim, a qualidade do mapeamento em função dos dados de satélites de referência é submetida

às métricas de precisão estatística, por meio da matriz de erro para estimativa das precisões globais, do usuário e do produtor (STEHMAN, 2014; STEHMAN e FODY, 2019). Essas métricas são avaliadas para cada ano, com base na tabulação cruzada da contagem de amostras para as classes mapeadas e de referência, incluindo critérios de acurácia e taxa de erros de omissão e inclusão para cada classe da LULC (Pontius Jr.; Millones, 2011; Projeto MapBiomias, 2025).

O banco de dados de referência que abrange a extensão territorial do bioma Cerrado, em que está inserida a área de estudo, compreende um total de 21.290 amostras coletadas na plataforma TVI. Diante disso, foi adotada uma estratégia de amostragem estratificada por dois níveis, utilizando as cartas do IBGE (1:250.000) e as classes de declividade da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa). Para aquisição das amostras de validação, foram utilizadas as práticas propostas por Olofsson *et al.* (2014), Stehman *et al.* (2014) e Stehman e Fody (2019). Quanto ao tamanho amostral total, foram estabelecidos margem de erro máxima de 5% e um nível de confiança de 95% (<https://brasil.mapbiomas.org/pontos-de-validacao/> - Acesso em 29 ago de 2025) (Projeto MapBiomias, 2025; Silva, J. *et al.*, 2025).

Maiores especificidades desses e de outros processos do mapeamento da cobertura da terra estão detalhadas no ATBD de avaliação de precisão (<https://doi.org/10.58053/MapBiomias/SUYADO> - Acesso em 29 ago. de 2025) e também com detalhes metodológicos importantes da plataforma MapBiomias (<https://brasil.mapbiomas.org/analise-de-acuracia/> - Acesso em 29 ago. de 2025) (Ferreira Jr. *et al.*, 2025).

As imagens multiespectrais utilizadas são da série de satélites Landsat, oriundas da Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (*National Aeronautics and Space Administration* – NASA) e do Serviço Geológico dos Estados Unidos (*United States Geological Survey* – USGS) (<https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-satellite-missions> - Acesso em 25 jun. de 2025). São dados geoespaciais do Landsat-5, com o sensor Mapeador Temático (*Thematic Mapper* – TM), responsável pelo imageamento do período de 1985 a 2010; Landsat-7, com o sensor Mapeador Temático Aprimorado (*Enhanced Thematic Mapper* – ETM+), imageando os anos de 2001 e 2002, e 2011 e 2012; e Landsat-8, com os sensores Imageador Operacional contaminação de nuvens (USGS, 2017). Destaca-se que os scripts estão disponíveis na Terrestre (*Operational Land Imager* – OLI) e Sensor

Infravermelho Térmico (*Thermal Infrared Sensor* – TIRS), no período de 2013 a 2023.

Vale destacar que o processamento dessas imagens tem o uso de composições Landsat sem a presença de nuvens, ou seja, teve por base períodos de dados de tempo específicos, para otimizar o contraste espectral e auxiliar na discriminação de cada classe. Associado a isso, foram utilizados códigos de scripts específicos para o mascaramento de nuvens, que aproveita a banda de avaliação de qualidade (QA) e o redutor de mediana da plataforma Google Earth Engine. Esse aspecto visa melhorar a integridade dos dados, indicando quais pixels podem ser afetados ou estão sujeitos à contaminação de nuvens (USGS, 2017). Destaca-se que os scripts estão disponíveis na biblioteca do Google Earth Engine, a partir dos seguintes códigos ID: Landsat de sensores TM e ETM+: (<https://code.earthengine.google.com/1eaa85c5dd5ec9bbfc5402ef183a28e2?noload=true> - Acesso em 25 jun. de 2025); Landsat de sensores OLI e TIRS: (<https://code.earthengine.google.com/9841241f7ed93a37ca16cf6064241328?noload=true> - Acesso em 25 jun. de 2025) e (<https://code.earthengine.google.com/4afa9376dd042029f6ea23eb0ef46422?noload=true> - Acesso em 25 jun. de 2025), respectivamente.

Os dados de entrada característicos para o real processo de classificação da LULC do MapBiomas incluíram um conjunto robusto de pelo menos 100 variáveis, com destaque para as bandas da refletância e bandas termais dos satélites (Tabela 1), bem como a determinação de índices de vegetação e estimativa de outras variáveis preditoras (Quadro), derivadas do processo de modelagem espectral.

A Tabela 1 apresenta as características das bandas dos satélites/sensores, utilizadas na entrada do processo de produção e classificação de mapas da LULC da coleção 9.0, de 1985 a 2023. Todas as bandas foram submetidas à análise estatística, por meio de um conjunto de redutores estatísticos, avaliando os dados espectrais pixel a pixel. Os satélites têm uma resolução espacial de 30 m e uma resolução temporal de 16 dias.

Tabela 1 - Bandas multiespectrais da série de satélites Landsat para a classificação de dados da LULC da coleção 9.0 do MapBiomas

Satélite	Banda multiespectral	Descrição da banda	Comprimento de onda (µm)	Redutores estatísticos/banda
	B1 (Blue)	Azul	0,45 – 0,52	Mínimo;
	B2 (Green)	Verde	0,52 – 0,60	Mediana anual;
	B3 (Red)	Vermelho	0,63 – 0,69	Mediana do

Landsat-5 TM e	B4 (Near infrared – NIR)	Infravermelho próximo	0,76 – 0,90	período seco; Mediana do período chuvoso; Desvio padrão
Landsat-7 ETM+	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	
	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 da USGS/NASA (2025).

O Quadro apresenta processos metodológicos específicos para índices espectrais de vegetação, que foram determinados pelas bandas dos satélites/sensores, destacando-se a estimativa de outros índices e frações de variáveis preditoras utilizados como dados de entrada para classificar a LULC para a região do Vale do São Patrício. Destaca-se que os valores numéricos observados em algumas equações favorecem a estabilização das condições atmosféricas de acordo com padrões específicos da área de estudo, reduzindo os efeitos residuais dos aerossóis.

Quadro - Índices espectrais e variáveis preditoras para a classificação da LULC da coleção 9.0 do MapBiomas

Índice espectrais	Equação	Fonte/ Autores	Redutores estatísticos/banda
Índice de Absorção de Celulose (Cellulose Absorption Index – CAI)	CAI = SWIR2 / SWIR1	Nagler <i>et al.</i> (2003)	
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 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)	Amplitude; Máximo; Mínimo; Mediana anual;
Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI)	$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red)$	Rouse Jr., Haas e Deering (1974)	Mediana do período seco; Mediana do
Índice de Diferença Normalizada da Água (Normalized Difference Water Index – NDWI)	$NDWI = (NIR - SWIR1) / (NIR + SWIR1)$	Gao <i>et al.</i> (1996)	período chuvoso; Desvio padrão
Índice de Reflectância Fotoquímica (Photochemical Reflectance Index – PRI)	$PRI = (Blue - Green) / (Blue + Green)$	Gamon <i>et al.</i> (1992)	
Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (Soil-Adjusted Vegetation Index – SAVI)	$SAVI = 1,5 \times (NIR - Red) / (NIR + Red + 0,5)$	Huete (1988)	
Fração de Vegetação Verde (Green Vegetation Fraction – GV)	GV = Abundância fracionária de vegetação verde dentro do	Souza Jr., Roberts e	Amplitude; Máximo; Mínimo;

	pixel	Cochrane (2005) Housman, Chastain e Finco (2018)	Mediana anual; Mediana do período seco; Mediana do período chuvoso; Desvio padrão
Fração de Sombra da Vegetação Verde (Green Vegetation Shade Fraction – GVS)	$GVS = GV / (GV + NPV + Soil + Cloud)$		
Índice de Fração de Diferença Normalizada (Normalized Difference Fraction Index – NDFI)	$NDFI = (GVS - (NPV + Soil)) / (GVS + (NPV + Soil))$	Souza <i>et al.</i> (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> (2020)	
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 (2020)	
Declividade do Terreno	Modelo digital global de superfície: 30 m	Tadono <i>et al.</i> (2014)	

Fonte: Adaptado do Projeto MapBiomias (2025).

Por consequência, os dados da cobertura e uso da terra (LULC) do MapBiomias, coleção 9.0, foram calculados para diferentes categorias de variáveis ambientais como a geomorfologia, hipsometria, pedologia, vegetação (IBGE, 2023), aumentando significativamente a qualidade e a confiabilidade das informações caracterizadas no produto.

3.3 Google Earth Engine (processamento digital em nuvem)

O processo geral de classificação e de determinação dos mapas temáticos anuais da LULC tem por base uma tecnologia inovadora de processamento de dados geoespaciais do Google. O Google Earth Engine (<https://earthengine.google.com/> - Acesso em 25 jun. de 2025) é a principal plataforma para uso dos conjuntos de sensoriamento remoto, imagens de satélites e modelagem SIG do projeto MapBiomias. Tem uma infraestrutura de computação em nuvem a partir de linguagens de programação como JavaScript e Python (Fig. 2). É uma plataforma voltada principalmente para análises científicas, possuindo uma biblioteca com visualização em escala de petabytes de conjuntos de dados geoespaciais, tanto para o acesso

público pessoal quanto para usuários empresariais e governamentais (Gorelick *et al.*, 2017).

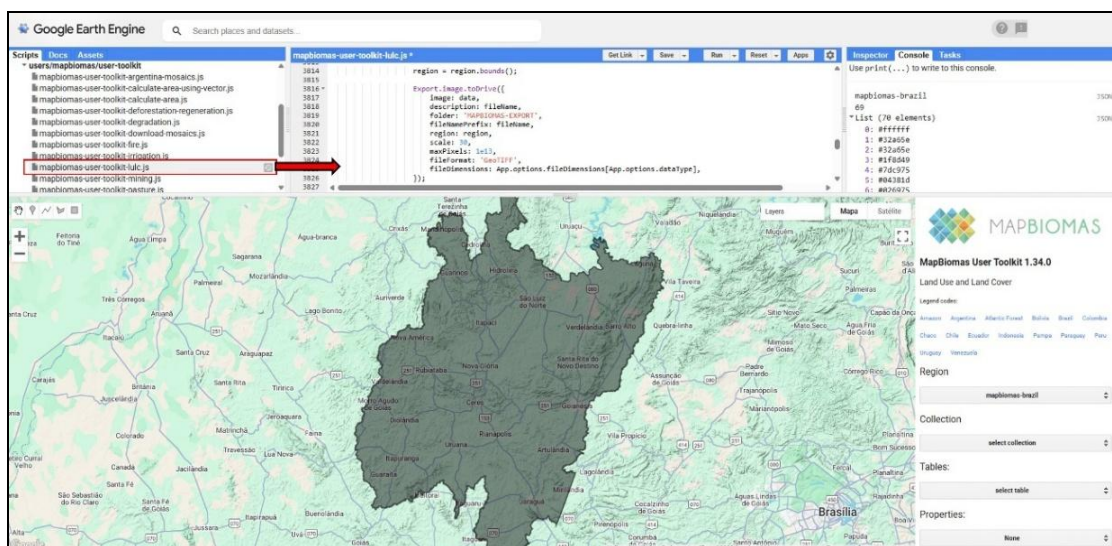


Figura 2 - Interface do ambiente de processamento geoespacial do Google Earth Engine, com destaque para o script de programação digital da LULC e a área de estudo
Fonte: Próprio Autor.

Portanto, destaca-se que a série de imagens do Landsat é disponibilizada gratuitamente, bem como a coleção de dados da LULC pode ser acessada pelo kit de ferramentas "toolkit" na forma de script/código predefinido na biblioteca do Google Earth Engine para a região do Vale do São Patrício: (<https://code.earthengine.google.com/4ce0fedaa10532b8a36f58044359e155?noload=true> - Acesso em 25 jun. de 2025) (Projeto MapBiomas, 2025).

Contudo, ainda visando a facilitar o acesso aos dados de cobertura e uso da terra do MapBiomas, no próprio Google Earth Engine também é possível fazer o acesso às classificações temáticas da LULC sem necessidade de baixar ou mesmo de subir os dados na plataforma (<https://brasil.mapbiomas.org/codigos-e-ferramentas/> - Acesso em 25 jun. de 2025). Além disso, todos os detalhes específicos dos algoritmos para os processos de classificação, dos filtros espaciais e temporais, da integração dos dados e dos cálculos de estatísticas estão disponibilizados no GitHub do MapBiomas (<https://github.com/mapbiomas-brazil> - Acesso em 25 jun. de 2025) (Projeto MapBiomas, 2025).

3.4 Metodologia dos índices de vegetação

Tendo por base o produto da refletância da superfície e das bandas multiespectrais do satélite Landsat, foram determinados o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI) e o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (*Soil Adjusted Vegetation Index* – SAVI), de 1985 a 2023, para o Vale do São Patrício.

O índice NDVI foi estimado pela razão entre a diferença das bandas multiespectrais da refletância nas faixas do infravermelho próximo ($B4_{NIR}$) e do vermelho ($B3_{Red}$), pela soma dessas mesmas faixas [Equação (1)] (Huete, 1988; Huete *et al.*, 2002; Oliveira, H. *et al.*, 2024; Silva, J. *et al.*, 2023) (Tabela 1).

$$NDVI = \frac{B4_{NIR} - B3_{Red}}{B4_{NIR} + B3_{Red}} \quad (1)$$

em que:

$B4_{NIR}$ e $B3_{Red}$ são as bandas multiespectrais da refletância da superfície dos sensores TM; e
OLI do Landsat

Já o índice SAVI foi determinado [Equação (2)]. O SAVI utiliza uma correção/calibração para ajustar as condições e efeitos do solo da área de estudo, que objetiva minimizar os impactos da umidade do solo. Essas áreas com variações consideráveis de brilho do solo, geralmente decorrentes de diferenças de umidade, rugosidade, sombra e/ou matéria orgânica, têm ou podem ter influências induzidas pelo solo (Allen *et al.*, 2002; Huete, 1988).

$$SAVI = \frac{(1 + L) \times (B4_{NIR} - B3_{Red})}{(L + B4_{NIR} + B3_{Red})} \quad (2)$$

em que:

L é o fator de ajuste para as condições do solo, que pode variar de 0 a 1. Quando esse valor utilizado na equação for de 0, o SAVI não atinge mudanças significativas e se assemelha ao NDVI. O valor 1 deve ser utilizado para áreas com vegetação de baixa densidade. O valor de 0,5 deve ser utilizado para uma vegetação de densidade intermediária. Para áreas com vegetação de altas densidades, é atribuído o valor de 0,25 (Huete, 1988). Na presente pesquisa, adotou-se o fator de ajuste no valor de 0,40.

Um dos incrementos tecnológicos e de inovação desta pesquisa se baseia no desenvolvimento de dois códigos/scripts de processamento automático, a partir da plataforma do Google Earth Engine (GEE), para estimativa dos índices NDVI e SAVI,

utilizando linguagem de programação Python. Nos scripts, foram incorporados os conjuntos de dados geoespaciais das coleções dos satélites Landsat, acessados via biblioteca do GEE: Landsat-5, sensor TM com ID específico: (LANDSAT/LT05/C02/T1_L2) para os períodos de 01/01/1985 a 31/12/2011; e do Landsat-8, sensor OLI com ID (LANDSAT/LC08/C02/T1_L2), de 01/01/2013 a 31/12/2023.

Foram aplicados fatores de correção e calibração atmosférica para ambas as bandas multiespectrais dessas coleções, como o fator multiplicativo de valor de referência de 0,0000275, e o fator aditivo, de -0,2, de acordo com os critérios de Chander, Markham e Helder (2009) para o produto da refletância da superfície, coleção 2 (USGS/NASA, 2025). Também 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 aspecto de correção, 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 Landsat, que pode ser encontrado na seguinte URL: (<https://code.earthengine.google.com/54aabb24979858b32a59aaebe8ba125c> - Acesso em 25 jun. de 2025).

Os scripts de processamento digital criados nesta pesquisa estão disponíveis na forma de acesso público, podendo ser usado para outras aplicações e como base para o processamento de outras áreas específicas, bem como podem ser aprimorados para a determinação de outros parâmetros biofísicos à superfície. Para o Landsat-5, sensor TM, o acesso é a partir da seguinte URL: (<https://code.earthengine.google.com/f7a26ca287506081cc4e67c39ee65e5e?noload=true> - Acesso em 25 jun. de 2025); para o Landsat-8, sensor OLI, pela URL: (<https://code.earthengine.google.com/18eb1ff605a62d0b2727c8105bda0e76?noload=true> - Acesso em 25 jun. de 2025).

Vale frisar que o amplo processamento de dados em função dos sensores Landsat, bem como os métodos e algoritmos relacionados estão disponíveis no seguinte repositório do Google Earth Engine: (<https://developers.google.com/earth-engine/guides/landsat> - Acesso em 25 jun. de 2025).

3.5 Estatística não paramétrica de Mann-Kendall e Sen's slope

Considerando os dados quantitativos pixel a pixel dos mapas temáticos da LULC, foram aplicados o teste de tendência temporal de Mann-Kendall e o teste da magnitude da tendência de Sen's slope (Kendall, 1975; Mann, 1945; Sen, 1968). A análise de tendência visa a avaliar estatisticamente as tendências significativas de perda e ganho das classes de cobertura e uso da terra da coleção 9.0 para a região do Vale do São Patrício, com uma série temporal de 1985 a 2023.

O teste de Mann-Kendall não pressupõe a distribuição dos dados e requer séries temporais de dados consistentes. Com isso, foi aplicado o teste da função de autocorrelação para verificar se as variáveis da série temporal eram independentes entre si (Miura; Nakaegawa, 2024; Sneyers, 1991).

A hipótese nula (h_0) significa que não há tendência nos dados; já na hipótese alternativa (h_1), os dados representam uma tendência monotônica. O teste de Mann-Kendall é aplicado [Equação (3)] (Kendall, 1975; Mann, 1945).

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{Sgn}(x_j - x_i) \quad (3)$$

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 (4)].

$$\text{Sgn}(x_j - x_i) = \begin{cases} +1 & \text{se } (x_j - x_i) > 0 \\ 0 & \text{se } (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & \text{se } (x_j - x_i) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Destaca-se que quando o número de observações (n) é grande, a distribuição de probabilidade S converge para a distribuição normal com média zero e a variância ($\text{Var}(S)$) é definida [Equação (5)].

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

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 por meio do valor observado para a variável Z_{MK} , em que o valor estatístico S pode ser transformado em Z_{MK} , de acordo com as condições da Equação (6).

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S - 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{se } S > 0 \\ 0, & \text{se } S = 0 \\ \frac{S + 1}{\sqrt{\text{Var}(S)}}, & \text{se } S < 0 \end{cases} \quad (6)$$

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 $|Z_{MK}| > 2,58$ e ao nível de 95% ($p < 0,05$) se $|Z_{MK}| > 1,96$. Valor de Z_{MK} positivo indica que a série temporal tem tendência de aumento. Já um valor de Z_{MK} negativo indica tendência decrescente.

Também foi aplicado o teste da magnitude da tendência de Sen's slope, visando a estimar a verdadeira declividade da tendência em uma amostra de “n” pares de dados. Considerando a associação das classes da LULC, destaca-se que a força e a direção são expressas pelo valor interno do Tau, entre -1 e 1. O teste utiliza um modelo de estimativa de tendência linear, em que a variância nos resíduos deve ser constante no tempo (SEN, 1968) [Equação (7)].

$$Q_i = \left(\frac{x_j - x_k}{j - k} \right), \text{ para } i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (7)$$

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 declividade de Sen é estimado [Equação (8)].

$$Q_{med} = \begin{cases} Q_{[(n+1)/2]}, & \text{se } n \text{ for ímpar} \\ \frac{Q_{[n/2]} + Q_{[(n+2)/2]}}{2}, & \text{se } n \text{ for par} \end{cases} \quad (8)$$

em que:

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

Para estimar se a declividade mediana é significativamente diferente de zero, o intervalo de confiança de Q_{med} foi obtido por meio de uma probabilidade específica [Equação (9)] (Gilbert, 1987).

$$Var(S) = Z_{1-p/2} \sqrt{Var(S)} \quad (9)$$

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 $M_2 = (n + C_p)/2$. 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 declividade 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.

3.6 Análises estatísticas

Os resultados quantitativos e espaço-temporais dos índices de vegetação NDVI e SAVI foram avaliados pixel a pixel pela estatística descritiva, medidas de tendência central e de dispersão como média (Méd.), mínima (Mín.), máxima (Máx.), desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV).

A variabilidade espacial do índice de vegetação foi avaliada de acordo com os critérios de classificação de Warrick e Nielsen (1980), com base 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 do teste de tendência foi determinada pelo software R, versão 4.4.0 (R Core Team, 2024). Os mapas temáticos e seus valores estatísticos descritivos da LULC e dos índices de vegetação foram produzidos e extraídos por meio da plataforma Google Earth Engine e software QGIS, versão 3.36.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Dinâmica espaço-temporal e variabilidade quantitativa da LULC

A Tabela 2 mostra os resultados da quantificação pixel a pixel para a classificação anual da LULC no Vale do São Patrício, com base na coleção 9 do MapBiomas Brasil. Essas métricas e valores estatísticos (em hectares) caracterizam os padrões de mudanças e a variabilidade quantitativa temporal entre 1985 e 2023.

Tabela 2 -Variabilidade quantitativa temporal da classificação LULC entre 1985 e 2023(continua)

Ano	Floresta	Agropecuária	Corpos Hídricos	Agricultura	Pastagem	Soja	Cana	Silvicultura	Área Não vegetada
1985	504978,13	945427,47	6898,01	852,41	684637,94	238,81	115,46	0,00	49303,14
1986	479698,91	1005460,36	6642,38	858,85	715627,59	400,27	179,18	5,60	16821,57
1987	474045,32	1018934,39	6646,15	1825,10	739471,38	1075,39	187,90	18,59	10161,28
1988	479584,80	1014821,57	6809,88	4274,30	767774,85	2643,77	279,98	211,81	8868,14
1989	474182,79	1019789,63	6885,98	7091,84	784755,29	4504,72	320,83	291,76	9243,56
1990	467130,44	1026957,66	6948,45	11389,01	792032,19	6792,16	381,62	421,58	9134,32
1991	465776,86	1029569,10	6952,34	17195,79	804551,93	8536,41	472,80	664,12	8040,41
1992	455892,32	1039771,90	7020,36	18997,57	817574,74	6918,82	528,42	649,91	7782,98
1993	447818,36	1047615,00	7055,92	16527,23	830485,62	7597,09	728,43	622,16	7933,14
1994	442332,00	1052699,79	7093,53	18680,14	852039,34	10366,66	655,72	602,78	8354,98
1995	438446,01	1056865,91	6968,56	21959,51	874330,23	10421,51	606,66	663,45	8264,61
1996	441003,03	1054430,10	6853,39	24632,87	883294,27	10229,56	449,04	917,84	8208,18
1997	436031,08	1058672,02	7817,14	26406,12	880767,99	6860,72	470,70	1038,18	8006,38
1998	433452,90	1061088,88	8135,44	24163,37	883657,22	5179,82	545,57	1252,76	7950,02
1999	440718,74	1053758,67	8338,32	22241,66	886561,57	6652,80	1182,89	1439,10	7899,06
2000	444421,15	1050714,84	7248,36	22084,56	879674,40	7066,61	1685,19	1607,69	8124,36
2001	445303,21	1049599,23	6861,08	22223,42	877380,67	4418,24	2961,60	1620,48	8469,95
2002	436765,19	1057809,72	6985,07	22335,71	892134,87	5633,62	4118,20	1676,64	8646,46
2003	435849,53	1058951,60	6957,02	23846,77	898376,77	8139,32	4753,95	1645,23	8673,47
2004	435263,75	1058821,72	7056,22	27949,63	892781,99	11666,57	6429,91	1502,22	9142,08
2005	432884,96	1060850,18	7180,95	36925,27	881137,48	13710,96	13754,65	1322,02	9326,75
2006	437361,98	1056332,16	7337,27	45282,78	859136,13	13486,43	19716,19	1398,99	9286,10
2007	438849,99	1054460,60	7443,64	58395,22	831576,57	19649,85	27290,87	1459,29	9423,43
2008	444444,65	1048228,52	7336,14	66690,95	813633,46	11912,77	36172,63	1604,23	10025,43
2009	445669,93	1046753,19	7385,92	72681,72	807736,85	13476,60	40805,82	1935,70	10206,34
2010	442883,15	1049148,95	7480,05	79908,01	810396,61	16982,94	45973,27	2816,71	10552,61
2011	441268,33	1049400,86	7690,21	82176,99	814648,46	18199,88	46821,24	4035,14	11549,44
2012	437594,29	1052631,58	7601,17	89943,57	814136,53	2148945	53473,64	5150,97	11992,11
2013	434315,69	1056360,10	6992,50	93445,71	813941,93	16515,49	54641,90	7135,16	12209,40
2014	429878,02	1060898,31	6720,25	102507,07	813287,56	19020,41	61115,35	7491,21	12351,42
2015	429150,49	1061869,00	6389,24	106873,39	811578,42	29341,75	63244,75	7859,83	12453,32
2016	430195,72	1061077,88	5970,09	114753,56	807859,08	34896,99	65017,99	7978,28	12753,11
2017	431971,42	1059336,21	5684,32	119816,45	804134,83	37022,51	63556,20	8196,00	13073,57
2018	436181,11	1054561,11	5834,45	123706,65	793472,26	46851,55	62140,42	7985,34	13446,20
2019	438484,23	1051827,82	5862,65	119496,82	782833,05	42777,41	59288,70	8072,56	13825,79
2020	438468,85	1051179,14	6389,84	131433,63	768907,78	37875,23	71925,18	8173,85	13897,71
Ano	Floresta	Agropecuária	Corpos Hídricos	Agricultura	Pastagem	Soja	Cana	Silvicultura	Área Não vegetada

2021	435384,77	1053824,61	6511,15	131587,52	765658,36	38645,13	71695,04	8564,11	14161,89
2022	429337,43	1057812,19	7657,32	137312,29	753265,43	42362,46	76906,53	8581,46	15215,76
2023	416782,42	1066207,68	8041,65	140156,54	736781,86	42588,82	79671,93	8580,17	18899,40
Medidas de Tendência Central e de Dispersão									
Mín.	416782,42	945427,47	5684,32	852,41	684637,94	238,81	115,46	0,00	7782,98
Máx.	504978,13	1066207,68	8338,32	140156,54	898376,77	46851,55	79671,93	8581,46	49303,14
Méd.	444866,72	1046526,14	7017,50	56118,72	818513,68	16465,37	26673,50	3210,07	11632,77
DP	17682,72	21885,90	604,19	46733,81	53731,11	13792,36	29357,37	3235,96	6769,82
CV (%)	3,97	2,09	8,61	83,28	6,56	83,77	110,06	100,81	58,20

Nota: Mín. (Mínima); Máx. (Máxima); Méd. (Média); DP-Desvio Padrão; CV-Coeficiente de Variação.

Fonte: Adaptado de Projeto MapBiomass, 2025.

De acordo com os valores do CV, a distribuição quantitativa temporal anual foi de baixa variabilidade para as classes de floresta, agropecuária, corpos hídricos e pastagem, variando de 2,09% a 8,61%. São classes que têm métricas consistentes de perda ou ganho ao longo do tempo. A classe de área não vegetada apresentou média variabilidade, com CV=58,20%. Já as classes de agricultura, soja, cana e silvicultura indicaram alta variabilidade, com valores do CV entre 83,28% e 110,06% (Warrick; Nielsen, 1980). Esse aspecto, de alta variabilidade, indica para estas classes uma mudança constante desses usos, funcionando com maior atividade em um determinado ano (por exemplo, maior área plantada), porém perde força em outra época (por exemplo, menor área plantada).

A Figura 3 mostra a dinâmica espaço-temporal da classificação de cobertura e uso da terra do Vale do São Patrício, entre 1985 e 2023. Os mapas temáticos da LULC destacam as condições de mudanças dos usos da terra principalmente para as classes floresta, agricultura, pastagem, corpos hídricos, infraestrutura urbana, bem como áreas de silvicultura e culturas como soja e cana.

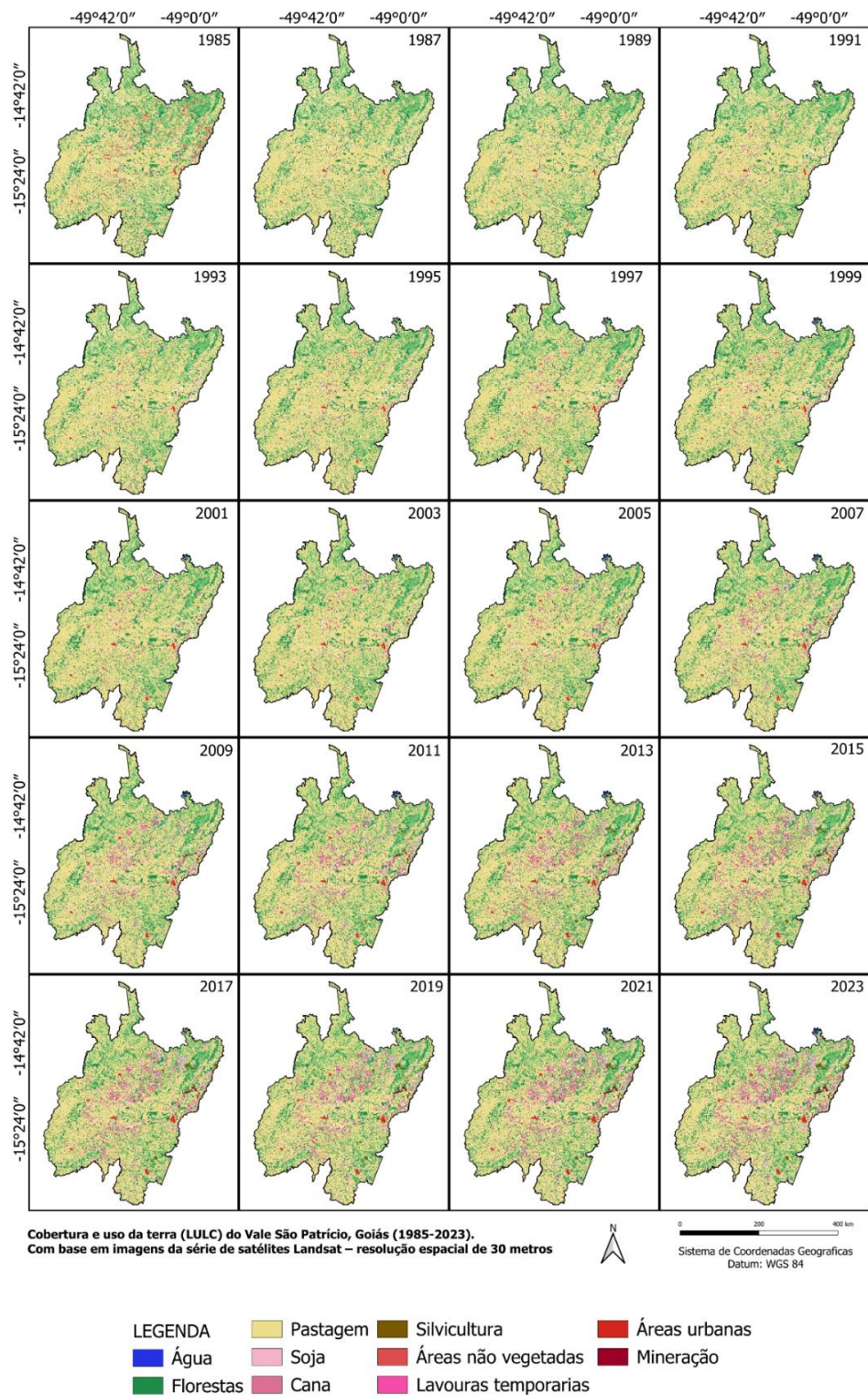


Figura 3 - Dinâmica espaço-temporal da cobertura e uso da terra no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023
Fonte: Adaptado de Projeto MapBiomass, 2025.

Os resultados da análise de séries temporais da LULC no Vale do São Patrício revelam transformações significativas na paisagem, com destaque para a expansão de áreas agrícolas e silviculturais. Como destaque, os mapas indicam um crescimento

significativo da agricultura ao longo do tempo, principalmente a partir de 2009 com consolidação de produção em 2023. Esse crescimento foi detectado nas regiões centro-norte ao centro-sul do Vale do São Patrício (Fig. 3).

A predominância inicial, observada em 1985 e nos anos subsequentes, era de pastagem (tonalidade amarela) e florestas (verde), com presenças menores de água, áreas urbanas, lavoura temporária e soja (Fig. 3). Ao longo da década de 1990 e, de forma mais acentuada, a partir dos anos 2000, as classificações temáticas indicam uma progressiva redução das áreas de floresta e pastagem. Concomitantemente, verificou-se uma expansão significativa das áreas de lavoura temporária e, em particular, da soja. As manchas correspondentes à soja tornaram-se mais extensas e conectadas, refletindo uma intensificação da monocultura na região do Vale do São Patrício (Fig. 3). Um levantamento realizado na América do Sul, entre 2000 e 2019, revela que as áreas agricultáveis com soja aumentaram linearmente, especialmente no Cerrado brasileiro (Song *et al.*, 2021), corroborando o presente estudo.

A partir dos anos 2000, a cultura da cana-de-açúcar também emergiu e apresentou uma expansão contínua e notável, ocupando áreas previamente destinadas a pastagens ou a formações naturais. Da mesma forma, a silvicultura também apresentou crescimento expressivo (Fig. 3), com a formação de grandes blocos de plantio, o que indica uma intensificação da produção florestal comercial (Oliveira, G.; Araújo, 2021). As áreas urbanas registraram crescimento localizado e gradual, enquanto a mineração e as áreas não vegetadas permaneceram geralmente pontuais e dispersas. A distribuição da água manteve-se relativamente estável ao longo do período (Fig. 3). Porém o estudo de Salmona *et al.* (2023) do fluxo de rios no Cerrado brasileiro mostra que até 2050, caso haja uma intensificação no uso do solo em áreas agricultáveis e desmatadas, haverá uma diminuição na vazão dos rios, prejudicando todo o ecossistema e, conseqüentemente, quem depende desses recursos.

A Tabela 3 apresenta a validação estatística efetiva da precisão global para a classificação LULC pixel a pixel, especificamente no bioma Cerrado (87,59%), bem como para a coleção 9 (93,09%) ampliada para todo o Brasil.

Tabela 3 - Estatística da precisão global da classificação LULC para o bioma Cerrado e para a coleção 9

Bioma/Global	Acurácia Global (%)	Discordância de Alocação (%)	Discordância de Quantidade (%)
Cerrado	87,59	8,92	3,49
Coleção 9	93,09	6,14	0,77

Fonte: Adaptado de Projeto MapBiomias, 2025.

4.2 Análise de tendência de Mann-Kendall e Sen's slope

As principais condições de mudanças dos dados de classificações LULC foram avaliadas pela análise de tendência de Mann-Kendall e Sen's slope (Mann, 1945; Kendall, 1975; Sen, 1968). Destacam-se os padrões da perda e de ganho temporais anuais das classes (Fig. 4, Tabela 3).

A Figura 4 mostra o padrão de comportamento e a tendência para as classes LULC, que incluem agricultura, agropecuária, formação florestal, silvicultura, paisagem, área sem vegetação, lavoura temporária, vegetação arbustiva, corpos hídricos, soja e cana-de-açúcar, para a série temporal de 1985 a 2023, analisados estatisticamente conforme os níveis de significância de 1% ($p < 0,01$) e 5% ($p < 0,05$).

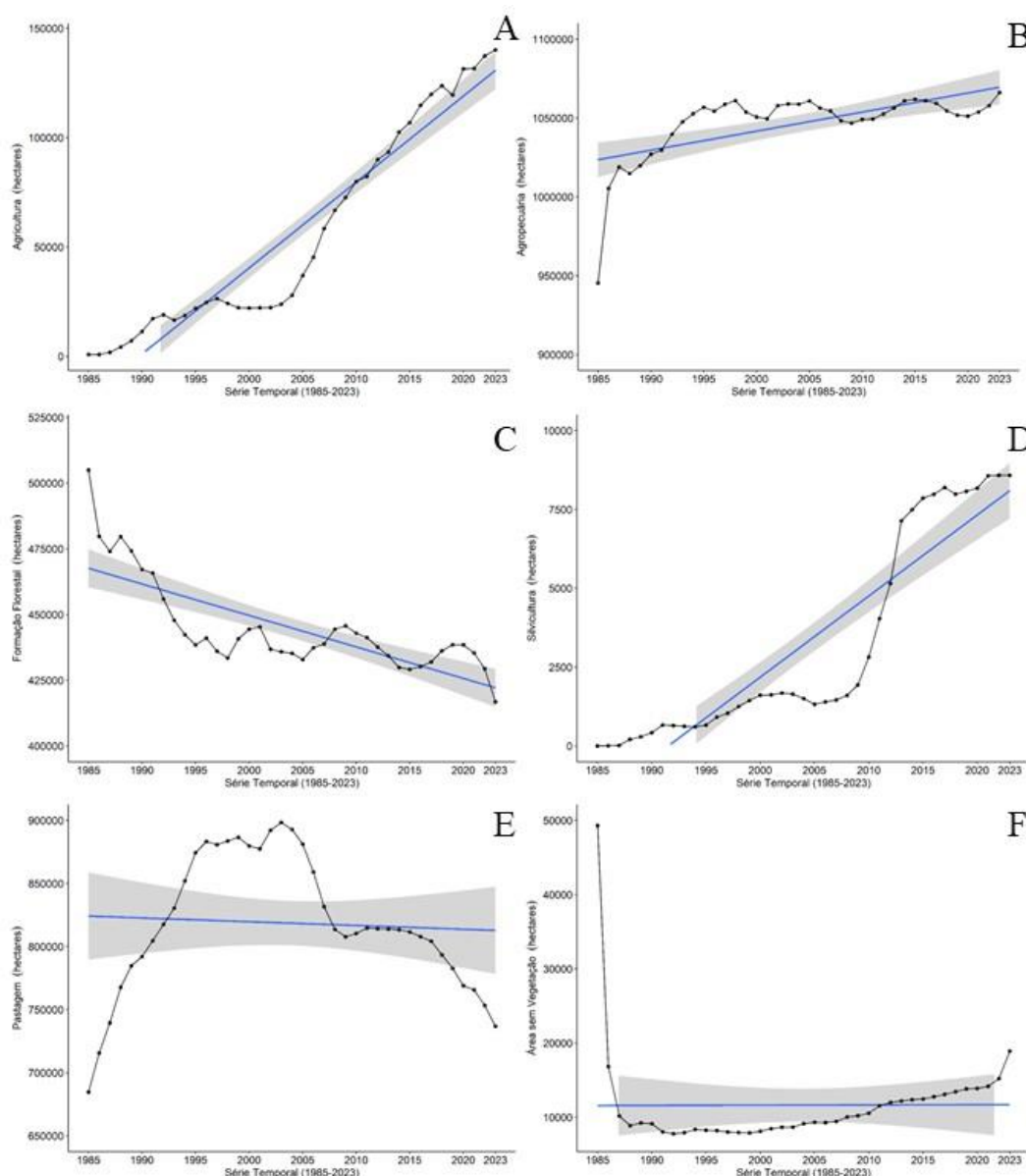


Figura 4 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as diferentes classes de cobertura e uso da terra (ha) no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023

Legenda: Agricultura (A); Agropecuária (B); Formação florestal (C); Silvicultura (D); Paisagem (E); e Área sem vegetação (F)

Fonte: Próprio Autor.

A área dedicada à agricultura apresentou uma expansão notável e contínua ao longo dos 39 anos de estudo, passando de aproximadamente 10.000 ha em 1985 para mais de 100.000 ha em 2023 (Fig. 4A). Em contrapartida, a área de formação florestal mostrou declínio persistente, reduzindo-se de cerca de 500.000 ha para aproximadamente 420.000 ha no mesmo período (Fig. 4C). A diminuição das áreas florestais pode estar relacionada à sua conversão em áreas agrícolas, sendo impulsionada pelo desmatamento e trazendo severas consequências ambientais, como os gases causadores do efeito estufa (Pendrill *et al.*, 2022; Rodrigues *et al.*, 2022).

Alencar *et al.* (2022) identificaram o Cerrado como o bioma mais impactado pelas queimadas no Brasil no período entre 1985 e 2020, concentrando cerca de 44% da área queimada no país, seguido pela Amazônia, com 41%. Juntos, esses dois biomas respondem por aproximadamente 85% da área total queimada no território nacional, o que corresponde a 1.432.879 km². As queimadas, nesse contexto, estão frequentemente associadas à expansão da fronteira agrícola e à abertura de novas áreas para uso agropecuário. Nesse viés, problemas ambientais severos são claramente evidenciados, como o empobrecimento dos ecossistemas, resultando na exclusão de espécies sensíveis ao fogo, além de causar redução dos estoques de nutrientes e da biomassa presentes nas camadas arbóreas e arbustivas (Gomes *et al.*, 2020).

A classe de silvicultura também evoluiu no período avaliado, chegando a um total de, aproximadamente, 8000 ha em 2023, correspondendo a 100% (Fig. 4D). Essa expansão das áreas de reflorestamento, tipicamente monoculturas para fins comerciais, representa uma mudança no perfil produtivo da região, que pode estar ligada tanto à demanda por produtos florestais quanto a estratégias de diversificação ou recomposição (Chazdon *et al.*, 2020). De acordo com G. Oliveira e Araújo (2021), a silvicultura teve um crescimento significativo em Goiás, destacando-se como uma alternativa economicamente viável para a recuperação de áreas degradadas e como uma atividade relevante na geração de emprego e renda. Entre os anos de 2000 e 2016, as espécies mais cultivadas foram o eucalipto e o pinus. Resultado distinto foi observado por L. Silva *et al.* (2024b) no norte de Minas Gerais. Os autores apontam que as mudanças climáticas podem, num futuro próximo, levar à supressão das áreas de eucalipto em decorrência da expansão das formações savânicas na região, o que pode impactar diretamente no contexto socioeconômico regional.

Nas atividades pecuárias, a área de pastagem exibiu uma redução no período avaliado, mesmo com flutuações e um pico entre os anos 2000 e 2005 com aproximadamente 900.000 ha (Painel E). Após esse período, a tendência linear sugere um declínio gradual, possivelmente indicando uma intensificação do uso da pastagem existente ou a conversão de áreas de pecuária extensiva para uma agricultura intensiva e mecanizada (Alencar *et al.*, 2020) (Fig. 1E). Por outro lado, a categoria agropecuária, que combina agricultura e pecuária, manteve-se relativamente estável, com flutuações menores em torno de 95.000 a 100.000 ha (Fig. 4B).

A área sem vegetação (Fig. 4F) permaneceu em níveis baixos e relativamente estáveis, com um aumento mais evidente por volta do ano de 2010, estendendo-se até

2023. Esse comportamento indica que superfícies sem cobertura vegetal significativa não representam uma porção expressiva da dinâmica de uso da terra na região, conforme também evidenciado por Souza Jr. *et al.* (2020) na área do cerrado.

No que tange à lavoura temporária, há uma expansão contínua da área cultivada, passando de menos de 5.000 ha no início da série para mais de 10.000 ha em 2023 (Fig. 5A). Essa tendência ascendente reflete uma intensificação da produção de culturas anuais na região, principalmente soja e cana-de-açúcar, situação também evidenciada por Torgeski *et al.* (2025) em áreas protegidas no Cerrado, entre 1985 e 2018.

A classe de soja (Fig. 5D) também segue a mesma evolução, pois partindo de poucos hectares em 1985, ultrapassa 40.000 ha ao final do período (2023). Já para a cana-de-açúcar houve uma aceleração acentuada, atingindo mais de 80.000 ha em 2023 (Fig. 5E). Com isso, ressalta-se que o Vale do São Patrício se configura como uma das principais regiões produtoras de cana-de-açúcar (Aquino; Reis, 2025; Camargo; Santos, K., 2017).

Essa forte expansão de monoculturas de grande escala, como a soja e, principalmente, a cana-de-açúcar, sugere uma reconfiguração do uso regional do solo em função de demandas agroindustriais (Santana; Amaral; Cruz, 2022). Entretanto, a expansão de áreas agrícolas pode levar à degradação dos recursos naturais, ocasionando alterações significativas na composição da vegetação e gerando efeitos negativos sobre os processos hidrológicos, como a redução da infiltração de água no solo e o aumento do escoamento superficial (Klink *et al.*, 2020).

Em contraste com a expansão agrícola, a vegetação arbustiva mostra um declínio inicial acentuado, que se reduziu de aproximadamente 7.000 para menos de 4.000 ha nos primeiros anos do período, estabilizando-se, posteriormente, em um patamar inferior (Fig. 5B). Por outro lado, a área ocupada por corpos hídricos mostrou uma notável estabilidade ao longo de toda a série temporal, com pico de mais de 8000 ha por volta do ano de 2000. Um declínio é observado entre 2013 e 2016, atingindo menos de 6000 ha no período. Entretanto, as áreas de corpos hídricos começam a aumentar a partir desse ano (Fig. 5C).

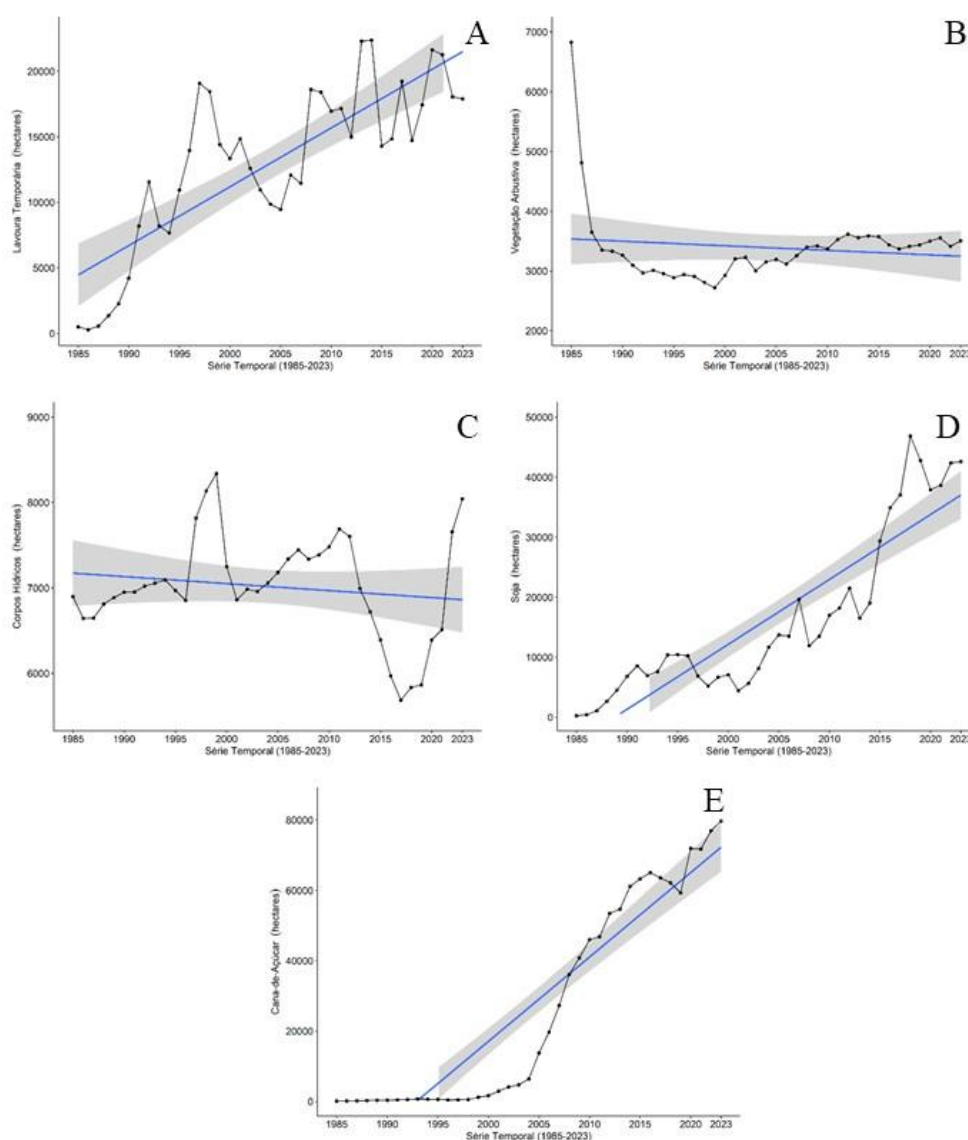


Figura 5 - Análise de tendência temporal de Mann-Kendall para as diferentes classes de cobertura e uso da terra (hectares) no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023
 Legenda: Lavoura temporária (A); Vegetação arbustiva (B); Corpos hídricos (C); Soja (D); e Cana-de-açúcar (E).
 Fonte: Próprio Autor.

Esses dados reforçam que o Vale do São Patrício está diante de transformações impulsionadas pela expansão agropecuária e pelo avanço tecnológico nas últimas décadas, por ser uma das regiões de maior importância no cultivo de cana-de-açúcar, soja e milho (Diniz *et al.*, 2022). Nota-se que a conversão de áreas naturais em sistemas produtivos tem provocado mudanças significativas na paisagem, exigindo uma avaliação sistemática e de longo prazo que integre variáveis ambientais e socioeconômicas (Santana; Amaral; Cruz, 2022).

A Tabela 4 destaca resultados que indicam diferenças estatisticamente significativas de redução das áreas de florestas nativas, com uma perda média anual

estimada em 974,74 ha ($Z_{MK}=-5,30$; $\text{Tau}=-0,59$; $p<0,01$), o que reforça o avanço da fronteira agrícola sobre as áreas de vegetação nativa. Em contrapartida, observou-se um crescimento consistente das classes agrícolas, especialmente soja (1046,53 hectares) ($Z_{MK}=6,99$; $\text{Tau}=0,78$; $p<0,01$), cana-de-açúcar (2345,32 ha) ($Z_{MK}=8,32$; $\text{Tau}=0,93$; $p<0,01$) e outras lavouras temporárias (459,62 ha), com destaque para a agricultura como um todo, cuja tendência de crescimento é fortemente significativa e de alta magnitude ($Z_{MK}=8,37$; $\text{Tau}=0,93$; $p<0,01$) (Tabela 4).

Tabela 4 - Significância e magnitude da tendência temporal de Mann-Kendall e Sen's slope no Vale do São Patrício, para a série temporal de 1985 a 2023

Teste de tendência de Mann-Kendall				
LULC	Z_{MK} -valor	Tau	Sen's slope	p-valor
Floresta	-5,30	-0,59	-974,74	$1,17 \times 10^{-7**}$
Vegetação florestal não natural	2,35	0,26	12,48	0,0189*
Agropecuária	4,06	0,45	732,83	$4,81 \times 10^{-5**}$
Pastagens	-1,26	-0,14	-1097,95	0,2084 ^{ns}
Agricultura	8,37	0,93	3894,08	$< 2,2 \times 10^{-16**}$
Soja	6,99	0,78	1046,53	$2,71 \times 10^{-12**}$
Cana	8,32	0,93	2345,32	$< 2,2 \times 10^{-16**}$
Outras lavouras temporárias	5,32	0,59	459,62	$1,02 \times 10^{-7**}$
Silvicultura	8,06	0,90	203,80	$7,85 \times 10^{-16**}$
Área sem vegetação	5,06	0,56	200,84	$4,27 \times 10^{-7**}$
Água	0,58	0,07	5,07	0,5615 ^{ns}

** = significância à 1% (p-valor = 0,01); * = significância à 5% (p-valor = 0,05); ^{ns} = não significativo.

A classe de vegetação florestal não natural também apresentou aumento significativo (12,48 ha), embora em menor escala. A silvicultura, por sua vez, mostra um crescimento expressivo ao longo das décadas, com 203,8 hectares, possivelmente refletindo investimentos em plantios comerciais de espécies ou processo de regeneração natural (Chazdon *et al.*, 2020; Oliveira, G.; Araújo, 2021) (Tabela 4).

As áreas de pastagens apresentam tendência negativa (1097,95 ha), porém não significativa, sugerindo possível conversão para agricultura. Estudo realizado em Goiás indica que as áreas de pastagem apresentam uma probabilidade sete vezes maior de conversão para o cultivo de cana-de-açúcar em comparação com aquelas destinadas à soja (Spera; VanWey; Mustard, 2017). As áreas não vegetadas também mostraram tendência crescente (200,84 ha), o que pode estar associado ao aumento de áreas urbanizadas ou expandidas (Güneralp *et al.*, 2020). A expansão das áreas urbanas no Vale do São Patrício é marcada principalmente pela produção sucroalcooleira (Aquino; Reis, 2025; Ávila, S.; Ávila, M.; Altafin, 2011). Por fim, a classe água não apresentou alteração significativa, indicando relativa estabilidade na superfície coberta por corpos hídricos durante o período analisado (Tabela 4).

A análise da série temporal da cobertura e uso da terra entre 1985 e 2023 revela dinâmicas significativas nas paisagens, com implicações diretas para a gestão ambiental e o desenvolvimento agropecuário. Estes dados reforçam que os impactos das mudanças ambientais e climáticas estão sendo intensificados pela rápida transformação nos padrões de uso da terra no Vale do São Patrício, o que indica uma crescente vulnerabilidade dessas áreas a processos de degradação.

Por consequência, a dinâmica do uso e de cobertura da terra em regiões de fronteira agrícola desempenha papel crucial na compreensão dos processos de transformação ambiental e socioeconômica (Pham *et al.*, 2024). Em vista disso, as alterações observadas na paisagem regional são resultado direto das pressões antrópicas, especialmente da expansão agrícola, associadas à variabilidade climática (Oliveira, E.; Ferreira, M.; Araújo, 2012).

4.3 Padrão espaço-temporal e variabilidade dos índices de vegetação

A Figura 5 apresenta os padrões de distribuição espaço-temporal do índice de vegetação NDVI no Vale do São Patrício, Goiás, entre 1985 e 2023. O NDVI objetivou caracterizar os padrões de comportamento da cobertura vegetal, principalmente da vegetação verde ligada ao meio ambiente natural e áreas de agricultura. O monitoramento, com base no NDVI, tem como vantagem a possibilidade de avaliar os demais usos do solo, como a dinâmica das áreas de corpos hídricos, áreas urbanas e de solo exposto da região.

Historicamente, observa-se que as áreas de pastagens na região do Vale do São Patrício são bastante predominantes e com avanço ao longo do tempo, sendo representadas pelo intervalo de valores entre -1,00 e 1,00 (Fig. 6). As áreas com vegetação densa apresentam tonalidade verde-escura, com valores de NDVI maiores que 0,723 (Fig. 6). Tanto os mapas do NDVI quanto do SAVI detectaram que as áreas nativas do cerrado vêm sendo fragmentadas ao longo do tempo, com uma nítida perda da floresta densa nas regiões nordeste, norte, oeste e centro-leste, que, nos anos iniciais da análise espaço-temporal, se mostravam bastantes preservadas (Fig. 6 e 7).

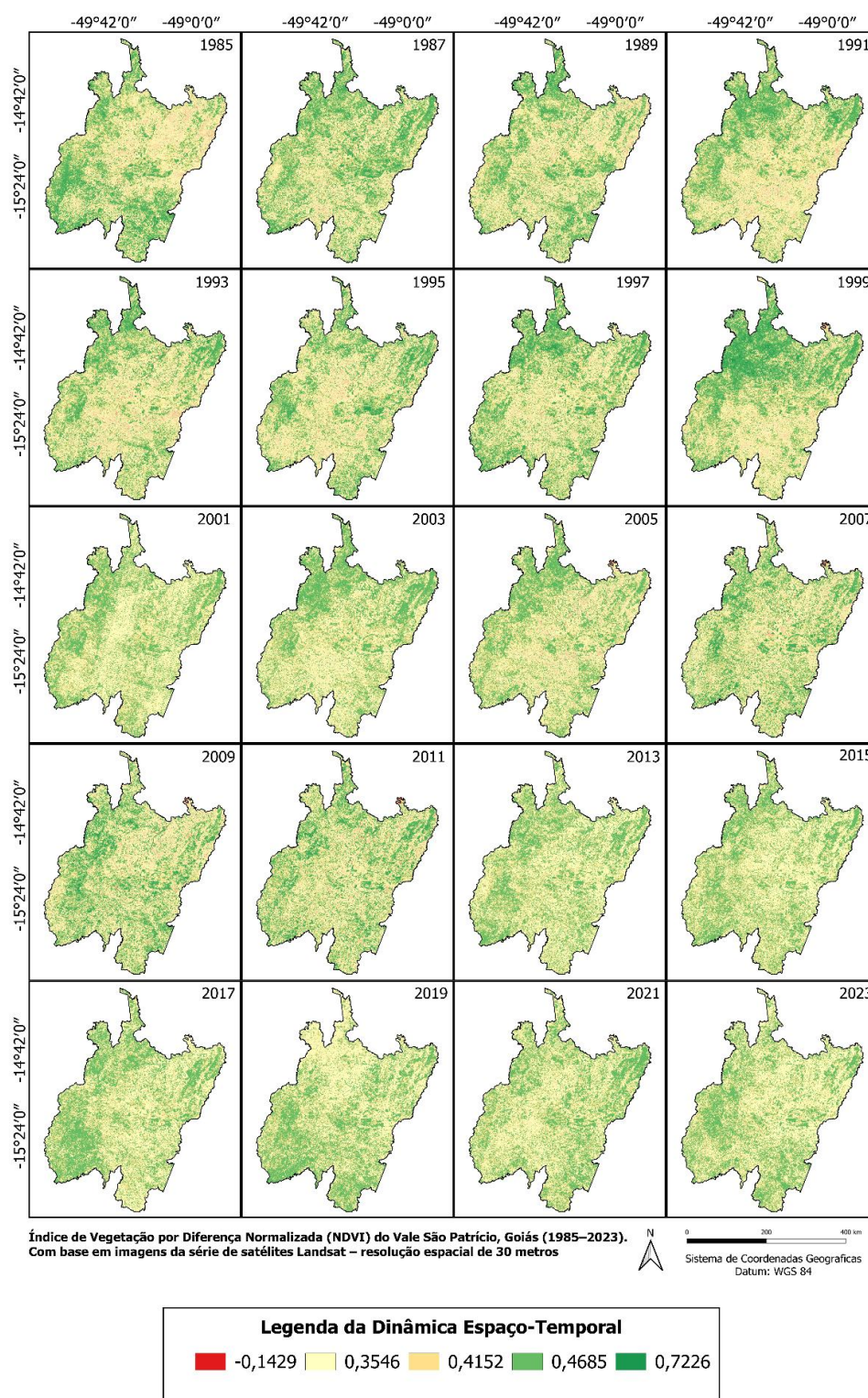


Figura 6 - Distribuição espaço-temporal do NDVI, no Vale do São Patrício, Goiás, Brasil, entre 1985 e 2023
Fonte: Próprio Autor.

A Figura 7 apresenta os padrões de distribuição espaço-temporal do índice de vegetação SAVI no Vale do São Patrício, entre 1985 e 2023. Diante do potencial de

calibração e correção aos efeitos do solo, o SAVI identificou, mais eficientemente, as faixas de valores menores e maiores para todas as classes da LULC.

Pixels com valores em zero são áreas de solo exposto e infraestrutura urbana, que estão destacadas nas tonalidades do vermelho. Pixels com valores negativos são indicativos de áreas de corpos hídricos observados principalmente no rio que corta a ponta da região nordeste do Vale (pixels vermelhos), passando pela região central em direção à região centro-sul.

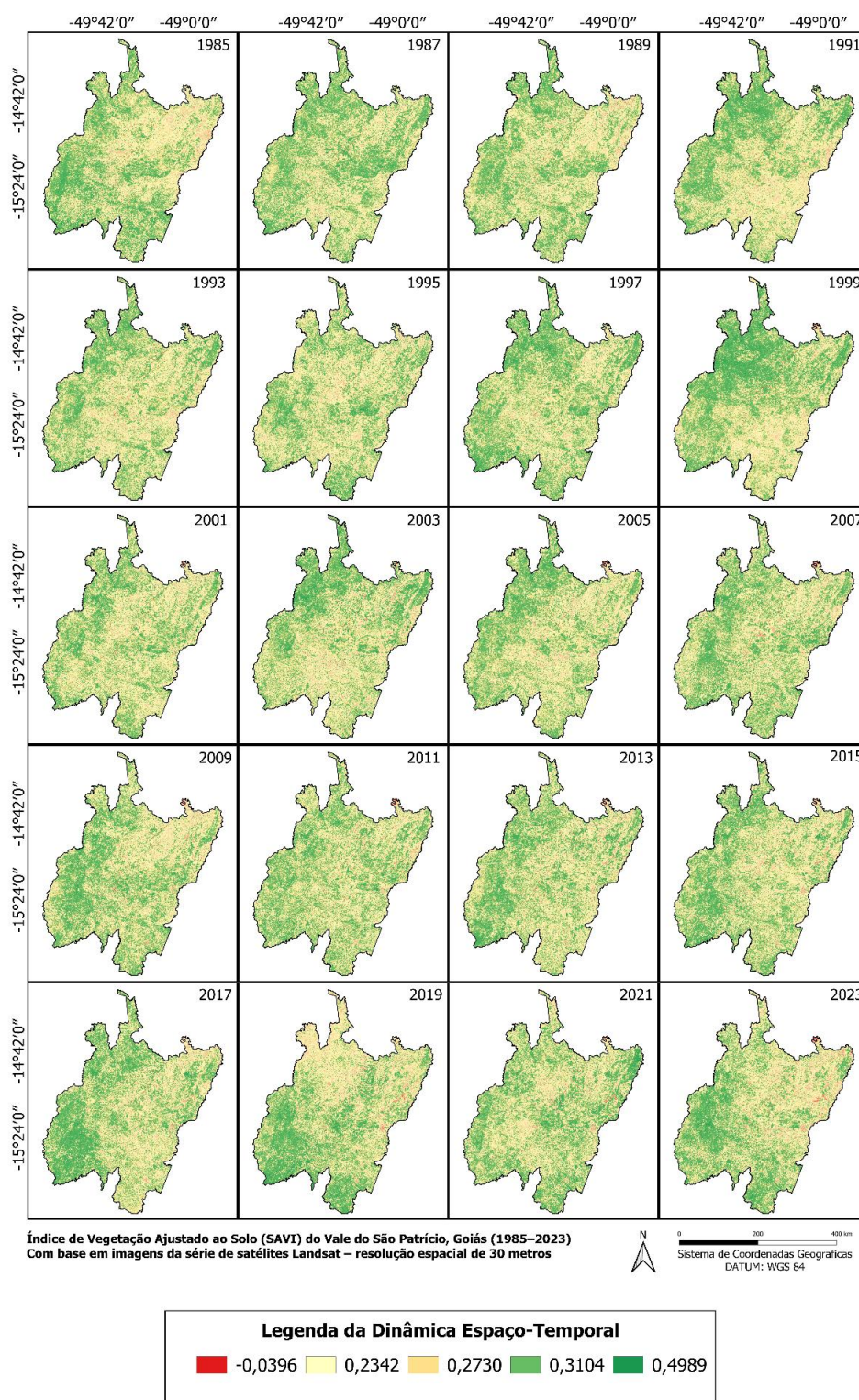


Figura 7 - Distribuição espaço-temporal do SAVI, no Vale do São Patrício, Goiás, Brasil, entre 1985 e 2023
Fonte: Próprio Autor.

O SAVI identificou ao leste dos mapas temáticos muitas áreas com tonalidade vermelha, que podem ser indicativos de áreas degradadas na região do Vale do São Patrício. Esse padrão foi mantido o longo do tempo, destacando maior

intensidade no ano de 2023, com o aumento das áreas com pixels em vermelho, o que significa dizer que são valores próximos de zero ou zero (Fig. 7).

Os mapas temáticos de ambos os índices destacaram que a região Sul e áreas circunvizinhas do Vale do São Patrício passaram por transformações mais impactantes em relação aos impactos florestais ao longo da análise espaço-temporal.

A Tabela 5 mostra os valores estatísticos e a variabilidade quantitativa temporal do NDVI e SAVI para a região do Vale do São Patrício, entre 1985 e 2023. De acordo com Warrick e Nielsen (1980), as análises estatísticas detectaram para os índices de vegetação uma distribuição temporal de média variabilidade para a maioria dos anos, exceto para 2001, 2013, 2017, 2019, 2021 e 2023, do NDVI, com alta variabilidade e coeficientes de variação (CV) entre 70,14 e 313,38%. O SAVI destacou ao longo de toda a série temporal um padrão de média variabilidade, com valores do CV entre 16,76% e 26,51%. Todavia esses padrões de comportamento são bastante comuns para índices normalizados como o NDVI e SAVI, conforme outros estudos no Brasil, como, por exemplo, de Refati *et al.* (2023), de J. Silva *et al.* (2023) e de Oliveira *et al.* (2024).

Tabela 5 - Análise estatística e variabilidade temporal dos índices de vegetação NDVI e SAVI, entre 1985 e 2023, para o Vale do São Patrício, Goiás, Brasil

NDVI					
Ano	Mínimo	Máximo	Médio	DP	CV (%)
1985	-0,273	0,912	0,420	0,085	20,24
1987	-1,000	1,000	0,476	0,094	20,43
1989	-0,341	0,827	0,474	0,090	18,99
1991	-0,225	0,806	0,456	0,085	18,64
1993	-0,251	0,791	0,461	0,090	19,52
1995	-0,429	0,842	0,505	0,096	19,01
1997	-0,720	1,000	0,455	0,090	19,78
1999	-0,380	0,853	0,528	0,104	19,69
2001	-1,000	1,000	0,411	1,288	313,38
2003	-1,000	1,000	0,395	0,115	29,11
2005	-1,000	1,000	0,433	0,094	21,71
2007	-1,000	1,000	0,499	0,102	20,44
2009	-1,000	1,000	0,547	0,094	17,18
2011	-1,000	1,000	0,492	0,100	20,32
2013	-1,000	1,000	0,526	0,619	117,68
2015	-1,000	1,000	0,548	0,837	15,33
2017	-1,000	1,000	0,524	0,638	152,74
2019	-1,000	1,000	0,499	0,350	70,14
2021	-1,000	1,000	0,441	0,381	86,39
2023	-1,000	1,000	0,496	0,416	83,87
SAVI					
1985	-0,102	0,630	0,280	0,055	19,64
1987	-0,112	0,626	0,309	0,060	19,42
1989	-0,156	0,610	0,311	0,058	18,65
1991	-0,091	0,649	0,305	0,055	18,03
1993	-0,120	0,604	0,302	0,057	18,74
1995	-0,146	0,649	0,330	0,060	18,18
1997	-0,108	0,627	0,302	0,055	18,21
1999	-0,126	0,669	0,351	0,067	19,09
2001	-0,180	0,605	0,289	0,057	19,72

2003	-0,137	0,618	0,264	0,070	26,51
2005	-0,084	0,560	0,292	0,056	19,18
2007	-0,119	0,607	0,332	0,062	18,67
2009	-0,128	0,629	0,364	0,061	16,76
2011	-0,172	0,652	0,327	0,060	18,35
2013	-0,207	0,641	0,351	0,069	19,66
2015	-0,196	0,639	0,369	0,065	17,61
2017	-0,182	0,653	0,361	0,063	17,45
2019	-0,159	0,631	0,347	0,062	17,87
2021	-0,124	0,549	0,302	0,053	17,55
2023	-0,104	0,601	0,344	0,062	18,02

Nota: DP-Desvio Padrão; CV-Coeficiente de Variação.

Fonte: Próprio Autor.

Os valores quantitativos negativos dos índices NDVI e SAVI variaram de -0,084 a -1,000 (Tabela 5), e são indicativos de áreas de corpos hídricos na região, que tem rios perenes. Vale ressaltar que ambos os índices também são bons indicadores dos recursos hídricos à superfície a partir da faixa de valores negativos. Diversos estudos realizados na América do Sul reforçam que os índices de vegetação também funcionam como indicadores sensíveis das condições de mudanças da cobertura hídrica (Lins *et al.*, 2021; Santos, A. *et al.*, 2020; Silva, J. *et al.*, 2023).

Os valores mínimos e máximos do NDVI se mostraram bastante sensíveis para a região do Vale do São Patrício, estando próximos ou no limite de referência de -1 e 1, respectivamente. Isso destaca a necessidade de utilização de outros índices que tenham capacidade de calibração e correção dos efeitos atmosféricos e do solo. Por outro lado, o SAVI, que tem capacidade de calibração e ajuste aos efeitos do solo, caracterizou esses valores sem superestimar ou subestimar os respectivos limites (Tabela 5). Isso mostra o potencial do SAVI para monitorar grandes áreas como o Vale do São Patrício.

O NDVI apresentou certa variabilidade nos valores médios ao longo do tempo, sendo 2003 o valor mais crítico, de 0,395. Já 2015, com o maior valor médio, de 0,548. O SAVI também destacou essa mesma tendência nos valores médios dos respectivos anos (Tabela 5). Os padrões revelaram mudança do uso do solo de forma constante, principalmente nas áreas de agricultura, que tem sido impulsionada ao longo da análise espaço-temporal de 39 anos. Ressalta-se que o NDVI é um índice bastante sensível à vegetação verde e a áreas com presença da umidade, caso da agricultura irrigada e das áreas de floresta existentes na região. Com isso, tende a apresentar médias maiores que o SAVI, situação confirmada pelos valores quantitativos da Tabela 5. Diante do ajuste às condições de solo, o SAVI caracterizou médias menores na série multitemporal (Tabela 5). Esses valores reforçam e

confirmam, juntamente com os mapas temáticos, que algumas áreas do Vale do São Patrício merecem atenção.

5 CONCLUSÕES

O avanço da fronteira agrícola, impulsionado principalmente pela expansão das lavouras de soja, cana-de-açúcar e das áreas de silvicultura, tem provocado mudanças significativas na cobertura e no uso da terra no Vale do São Patrício. Esse processo ocorre, em grande parte, com a substituição de florestas nativas e outras formações vegetais por áreas destinadas à produção agropecuária. Tal conversão compromete a integridade dos ecossistemas naturais, reduz a biodiversidade e contribui para a fragmentação de habitats, além de alterar os ciclos hidrológicos e aumentar a pressão sobre os recursos hídricos da região.

A tendência de aumento anual para a série temporal da LULC foi confirmada pela magnitude da declividade de Sen, permitindo estimar o ganho e a perda total entre 1985 e 2023. A classe de floresta apresentou uma perda acumulada de aproximadamente 17,6% de sua área original, enquanto a agricultura registrou um ganho de cerca de 250%, sobretudo pela expansão da soja e da cana-de-açúcar. As áreas de pastagem, por sua vez, apresentaram redução de aproximadamente 6,3% no período. Como aspecto positivo, os corpos hídricos mantiveram-se praticamente estáveis, sem variações expressivas ao longo da série temporal.

O NDVI e o SAVI mostraram-se sensíveis às condições de mudanças da região, detectando os diferentes padrões dos usos da terra, com destaque para áreas de pastagem e de floresta. O SAVI apresentou uma caracterização mais eficiente para a área de estudo, sem estourar os limites mínimos e máximos permitidos. Ao mesmo tempo, os índices de vegetação detectaram predominância das áreas de agropecuária na região do Vale do São Patrício, com áreas de pastagem se mostrando estáveis, áreas de floresta sendo fragmentadas e aumento de áreas de solo exposto.

Diante desse cenário, este trabalho contribui para a adoção de estratégias de ordenamento territorial que conciliem o desenvolvimento produtivo com a conservação dos recursos ambientais, além de caracterizar o padrão de paisagem

regional do Vale do São Patrício.

Esses resultados poderão subsidiar a adoção de políticas públicas mais integradas, com a promoção de práticas agrícolas sustentáveis e instrumentos de gestão ambiental adequados, essenciais para mitigar os impactos negativos aos ecossistemas da região do Cerrado.

REFERÊNCIAS

- ALENCAR, A. A. C. *et al.* Long-term landsat-based monthly burned area dataset for the Brazilian biomes using deep learning. **Remote Sens**, v.14, n.11, p.2510, 24 May 2022. <https://doi.org/10.3390/rs14112510>
- ALENCAR, A. A. *et al.* **MapBiomias General Handbook** - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 9 - Cerrado – Appendix. MapBiomias Data, V1, 2025. <https://doi.org/10.58053/MapBiomias/WWCRLU>
- ALENCAR, A. *et al.* Mapping three decades of changes in the Brazilian Savanna native vegetation using landsat data processed in the Google Earth Engine platform. **Remote Sensing**, v.12, n.6, p.924, 13 Mar. 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12060924>
- ALLEN, R. G. *et al.* 2002. **Surface Energy Balance Algorithms for Land (SEBAL)**. Adv. Train. Users Man. 1–97.
- ALVARES, C. A. *et al.* Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v.22, n.6, p.711-728, 2013. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- AQUINO, A. F.; REIS, B. S. dos. A dinâmica econômica e territorial contemporânea de Itapaci (GO) e a espacialização de suas interações espaciais. **Building the way**, v.14 n.2, 26 fev. 2025. Disponível em: <https://www.revista.ueg.br/index.php/buildingtheway/article/view/16358>. Acesso em: 18 de fev. de 2026.
- ÁVILA, S. R. S. A. de; ÁVILA, M. L. de; ALTAFIN, I. G. Expansão canavieira no Cerrado goiano: crescimento econômico é desenvolvimento? *Organizações Rurais & Agroindustriais*, Lavras, v.13, n.3, p.317-329, 29 jun. 2011. 13p. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.133931>
- BOLDRIN, A. C. D. *et al.* Remote observation of the impacts of Land Use on rainfall variability in the Triângulo Mineiro (Brazilian Cerrado Region). **Remote Sensing**, v.17, n.16, p.2866, 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17162866>
- 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>

CAMARGO, L. J. de; SANTOS, K. R. dos. Um doce abraço: o avanço do cultivo de cana-de-açúcar no município de Ceres (GO). **Building the way**, v.6, n.1, 2017. Disponível em: <https://www.revista.ueg.br/index.php/buildingtheway/article/view/5927>. Acesso em: 18 de fev. de 2026.

CARVALHO, A. C. P. *et al.* Spatiotemporal analysis of land use and land cover using remote sensing. **Engenharia Agrícola**, v.45, spe1, p.20240180, Mar. 2025. <https://doi.org/10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v45nespe120240180/2025>

CATTELAN, L. G. *et al.* Mapping climatic regions of the Cerrado: general patterns and future change. **International Journal of Climatology**, v.44, n.16, p.5857-5872, 5 Nov. 2024. <https://doi.org/10.1002/joc.8670>

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, 15 May 2009. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>

CHAZDON, R. L. *et al.* Fostering natural forest regeneration on former agricultural land through economic and policy interventions. **Environmental Research Letters**, v.15, n.4, p.043002, 2020. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab79e6>

DINIZ, A. S. *et al.* Effect of the substitution of sugarcane for food supply crops in Goiás. **International Journal of Business Administration**, v.13, n.6, p.65-78, 2022. <https://doi.org/10.5430/ijba.v13n6p65>

ESPÍNDOLA, G. M. de *et al.* Cropland expansion as a driver of land-use change: the case of Cerrado-Caatinga transition zone in Brazil. **Environment, Development and Sustainability**, v.23 n.11, p.17146-17160, 2021. <https://doi.org/10.1007/s10668-021-01387-z>

ESPÍRITO-SANTO, M. M. *et al.* Understanding patterns of land-cover change in the Brazilian Cerrado from 2000 to 2015. **Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci**, v.371, n.1703, p. 20150435, 19 Sep. 2016. <https://doi.org/10.1098/rstb.2015.0435>

FERREIRA Jr.; L. G. *et al.* MapBiomass General Handbook - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 9 - Accuracy Assessment- Appendix, MapBiomass Data, V1, 2025. <https://doi.org/10.58053/MapBiomass/SUYADO>

FERREIRA, F. L. V.; RODRIGUES, L. N.; SILVA, F. B. Performance evaluation of climate models in the simulation of precipitation and average temperature in the Brazilian Cerrado. **Theoretical and Applied Climatology**, v.155, n.2, p.845-857, 2024. <https://doi.org/10.1007/s00704-023-04665-0>

FREITAS, A. L. R.; GAMA, F. F.; SOUZA, F. C. Monitoring temporary crops in Ipu-CE using sar time series images and machine learning. **Mercator**, Fortaleza, n.24, p.24006, 2025. <https://doi.org/10.4215/rm2025.e24006>

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)

GAO, B. C. NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space. **Remote Sens. Environ.** v.58, p.257-266, 1996. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3)

GARCIA, A. S.; BALLESTER, M. V. R. Land cover and land use changes in a Brazilian Cerrado landscape: drivers, processes, and patterns. **Journal of Land Use Science**, v.11, n.5, p.538-559, 2016. <https://doi.org/10.1080/1747423X.2016.1182221>

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: 18 de fev. de 2026.

GOMES, L. *et al.* Effects and behaviour of experimental fires in grasslands, savannas, and forests of the Brazilian Cerrado. **Forest Ecology and Management**, v.458, p.117804, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117804>

GOOGLE EARTH ENGINE. **A planetary-scale plataforma for Earth Science data & analysis**. Disponível em: <https://earthengine.google.com/>. Acesso em: 29 de agosto de 2025.

GORELICK, N. *et al.* Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v.202, p.18-27, Dec. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>

GÜNERALP, B. *et al.* Trends in urban land expansion, density, and land transitions from 1970 to 2010: a global synthesis. **Environmental Research Letters**, v.15, n.4, p.044015, 2020. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab6669>

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>

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>

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)

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)

HUETE, A. R., *et al.* A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote Sensing of Environment**, v.59, p.440-451, 1997. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00112-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5)

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Banco de Dados e Informações Ambientais (BDiA)** – um instrumento para organização e preservação. Mapeamento de Recursos Naturais (MRN), Escala 1:250 000, 2023. Disponível em: <https://bdiaweb.ibge.gov.br/#/home>

JIN, S. *et al.* Spatial-temporal changes of land use/cover change and habitat quality in Sanjiang plain from 1985 to 2017. **Frontiers in Environmental Science**, v.10, 1032584, 23 Oct. 2022. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.1032584>

KENDALL, M. G. Rank Correlation Methods. (4th ed.), Charles Griffin, London, UK. 1975, 1990. 260 p. Disponível em: <https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers?ReferenceID=2099295>. Acesso em: 29 de ago. de 2025.

KLINK, C. A. *et al.* The Role of Vegetation on the Dynamics of water and fire in the Cerrado ecosystems: implications for management and conservation. **Plants**, v.9, n.12, p.1803, 2020. <https://doi.org/10.3390/plants9121803>

LEITE-FILHO, A. T. *et al.* Intensificação dos impactos das mudanças climáticas na agricultura do Cerrado devido ao desmatamento. **Sustentabilidade da Natureza**, v.8, p.34-43, 2025. <https://doi.org/10.1038/s41893-024-01475-8>

LI, Y. Multi-temporal analysis of land use change using GIS and satellite imagery: implications for sustainable urban planning. **Advances in Engineering Innovation**, v.15, p.21-25, 2025. <https://doi.org/10.54254/2977-3903/2025.20517>

LINS, F. A. C. *et al.* Biophysical parameters to the surface by orbital remote sensing in hydrographic basin of the Brazilian semiarid. **Geo Uerj**, Rio de Janeiro, n.39, p.e39650, 2021. <https://doi.org/10.12957/geouerj.2021.39650>

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>

MATAVELI, G. A. V. *et al.* Deforestation and land use and land cover changes in protected areas of the Brazilian Cerrado: impacts on the fire-driven emissions of fine particulate aerosols pollutants. **Remote Sensing Letters**, v.12, n.1, p.79-92, 4 Feb. 2021. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2021.1875147>

MENDONÇA, L. M. de; BLANCO, C. J. C.; CRUZ, J. da S. Performance and projections of the NEX-GDDP-CMIP6 in simulating precipitation in the Brazilian Amazon and Cerrado biomes. **International Journal of Climatology**, v.44, n.11, p.3726-3741, 3 Jul. 2024. <https://doi.org/10.1002/joc.8547>

MIURA, Y.; NAKAEGAWA, T. Long-term experimental evaluation of a high-resolution atmospheric general circulation Model from a hydrological perspective. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v.129, n.3, p.e2023JD038786, 5 Feb. 2024. <https://doi.org/10.1029/2023JD038786>

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>

OLIVEIRA, A. C. de; KÖRTING, S. T. A multi-temporal dataset for mapping burned areas in the Brazilian Cerrado using time series of remote sensing imagery. **Big Earth Data**, v.9, n.3, p.473-504, 17 Feb. 2025.
<https://doi.org/10.1080/20964471.2025.2463731>

OLIVEIRA, E. G.; FERREIRA, M. E.; ARAÚJO, F. M. de. Diagnostic of the land use in the Midwest region of Minas Gerais, Brazil: The renewal of the landscape by the sugarcane crops and its social and environmental impacts. **Sociedade & Natureza**, v.24, n.3, p.545-556, Dec. 2012. <https://doi.org/10.1590/S1982-45132012000300013>

OLIVEIRA, G. R.; ARAÚJO, F. M. Location of planted forests influencing the wood commercialization in the state of Goiás, Brazil. **Floresta**, v.51, n.2, p.320-328, 2021.
<https://doi.org/10.5380/rf.v51i2.65087>

OLIVEIRA, H. F. E. de *et al.* Geotechnologies in biophysical analysis through the applicability of the UAV and Sentinel-2A/MSI in irrigated area of common beans: accuracy and spatial dynamics. **Remote Sensing**, v.16, n.7, p.1254, 1 Apr. 2024.
<https://doi.org/10.3390/rs16071254>

OLOFSSON, P. *et al.* Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **Remote sensing of Environment**, v.148, p.42-57, May 2014.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>

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, 14 Apr. 2018.
<https://doi.org/10.3390/rs10040606>

PENDRILL, F. *et al.* Disentangling the numbers behind agriculture-driven tropical deforestation. **Science**, v.377, n.6611, Sep. 2022.
<https://doi.org/10.1126/science.abm9267>

PHAM, Q. B. *et al.* Multi-spectral remote sensing and GIS-based analysis for decadal land use land cover changes and future prediction using random forest tree and artificial neural network. **Advances in Space Research**, v.74, n.1, p.17-47, 1 Jul. 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.asr.2024.03.027>

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>

POMPEU, J.; 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, 1 Jan. 2024.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167581>

PONTIUS Jr., R. G.; MILLONES, M. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. **International Journal of**

Remote Sensing, v.32, n.15, p.4407-4429, 17 Aug. 2011.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>

PROJETO MAPBIOMAS, 2025. **Collection 9 of the Annual Land Cover and Land Use Maps of Brazil (1985-2019)**. Disponível em: <https://mapbiomas.org/>. Acesso em: 8 jun. 2025.

PROJETO MAPBIOMAS. "**MapBiomias General “Handbook” - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 9**", MapBiomias Data, v.2, 2024.
<https://doi.org/10.58053/MapBiomias/ICCL5B>

R CORE TEAM. R: A Language and environment for statistical computing. R foundation for statistical computing, Vienna, Austria. Available online, 2024.
Disponível em: <https://www.R-project.org/>. Acesso em: 29 de ago. de 2025.

REFATI, D. C. *et al.* Influence of drought and anthropogenic pressures on land use and land cover change in the Brazilian semiarid region. **Journal of South American Earth Sciences**, v.126, p.104362, Jun. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2023.104362>

REIS, J. S. dos *et al.* Modelo Multitemporal do Uso e Cobertura dos Solos em Microbacias Hidrográficas do Cerrado em Goiás. **Fronteiras: Journal of Social, Technological and Environmental Science**, v.13, n.4, p.29-44, 2024.
<https://doi.org/10.21664/2238-8869.2024v13i4.p29-44>

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, 8 Sep. 2022. <https://doi.org/10.1111/gcb.16386>

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>

ROUSE Jr., R. W. H.; HAAS, J. A. W.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium, 309-317, 1 Jan. 1974. Disponível em:
<https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19740022614/downloads/19740022614.pdf>. Acesso em: 25 de junho de 2025.

SALMONA, Y. B. *et al.* A Worrying future for river flows in the Brazilian Cerrado provoked by land use and climate changes. **Sustainability**, v.15, n.5, p.4251, 27 Fe. 2023. <https://doi.org/10.3390/su15054251>

SANO, E. E. *et al.* Land use dynamics in the Brazilian Cerrado in the period from 2002 to 2013. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.54, p.e00138, 2019.
<https://doi.org/10.1590/S1678-3921.pab2019.v54.00138>

SANTANA, B. da. S. F.; AMARAL, F. G.; CRUZ, C. B. M. Spatial analysis of soybean and sugarcane monocultures in the Goiás landscape. **Anuário do Instituto de Geociências**, Rio de Janeiro, BR, v.45, n.1-14, p.44825, 2022.
https://doi.org/10.11137/1982-3908_2022_45_44825

SANTOS, A. dos *et al.* Causes and consequences of seasonal changes in the water flow of the São Francisco river in the semiarid of Brazil. **Environmental and Sustainability Indicators**, v.8, p.100084, Dec. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.indic.2020.100084>

SARTORIO, L. F.; MAIER, E. 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>

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>

SHIMABUKURO, Y. E. *et al.* Mapping land use and land cover classes in São Paulo State, southeast of Brazil, using Landsat-8 OLI Multispectral Data and the Derived Spectral Indices and Fraction Images. **Forests**, v.14, n.8, p.1669, 18 Aug. 2023. <https://doi.org/10.3390/fl4081669>

SILVA, J. L. B. da *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>

SILVA, J. L. B. da *et al.* Geospatial insights into aridity conditions: MODIS products and GIS Modeling in northeast Brazil. **Hydrology**, v.11, n.3, p.32, 2024a. <https://doi.org/10.3390/hydrology11030032>

SILVA, J. L. B. da *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>

SILVA, L. A. P. da *et al.* Climate change effects on land use and land cover suitability in the southern Brazilian semiarid region. **Land**, v.13, n.12, p.2008, 2024b. <https://doi.org/10.3390/land13122008>

SNEYERS, R. On the statistical analysis of series of observations. **Technical Note - World Meteorological Organization**, n.143, ref.56, 1991. 192p. ISBN (Hardback): 978-92-63-10415-1. CABI Record Number: 19912451385. Disponível em: <https://www.cabidigitallibrary.org/doi/full/10.5555/19912451385>. Acesso em: 25 de jun. de 2025.

SONG, X.-P. *et al.* Massive soybean expansion in South America since 2000 and implications for conservation. **Nature Sustainability**, v.4, p.784-792, 7 Jun. 2021. <https://doi.org/10.1038/s41893-021-00729-z>

SOUSA, L. de B. de *et al.* Spatiotemporal analysis of rainfall and droughts in a semiarid basin of Brazil: land use and land cover dynamics. **Remote Sensing**, v.15, n.10, p.2550, 12 May 2023. <https://doi.org/10.3390/rs15102550>

- 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**, 1v.2, n.17, p.2735, 25 Aug. 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>
- 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, Oct. 2005. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2005.07.013>
- SOUZA, R. F. de *et al.* Agricultura no cerrado e impactos ambientais decorrentes. **Revista Observatorio de La Economia Latinoamericana**, v.21, n.12, p.25068-25081, 2023. <https://doi.org/10.55905/oelv21n12-088>
- SPERA, S.; VanWEY, L.; MUSTARD, J. The drivers of sugarcane expansion in Goiás, Brazil. **Land Use Policy**, v.66, p.111-119, Jul. 2017. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.03.037>
- 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, 2014. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.930207>
- 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>
- 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, p.4923-4939, 2014. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.930207>
- STRÍKIS, N. M. *et al.* Modern anthropogenic drought in Central Brazil unprecedented during last 700 years. **Nature Communications**, v.15, n.1728, 2024. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-45469-8>
- TADONO, T. *et al.* Precise Global DEM Generation by ALOS PRISM. ISPRS Annals of the Photogrammetry. **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v.II-4, p.71-76, 2014. <https://doi.org/10.5194/isprsannals-II-4-71-2014>
- TAIWO, B. E. *et al.* Monitoring and predicting the influences of land use/land cover change on cropland characteristics and drought severity using remote sensing techniques. **Environmental and Sustainability Indicators**, v.18, p.100248, Jun. 2023. <https://doi.org/10.1016/j.indic.2023.100248>
- TORGESKI, M. R. *et al.* Spatiotemporal analysis of land use and cover dynamics in protected areas of the Brazilian Cerrado. **Scientifica**, n.1, p.7984448, 25 Apr. 2025. <https://doi.org/10.1155/sci5/7984448>
- ULLAH, W. *et al.* Land use land cover and land surface temperature changes and their relationship with human modification in Islamabad Capital Territory, Pakistan. **Brazilian Journal of Biology**, v.84, p.281700, 2024. <https://doi.org/10.1590/1519-6984.281700>

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: 1 jun. 2025.

WARRICK, A. W.; NIELSEN, D. R. Spatial variability of soil physical properties in the field. *In*: HILLEL, D. (ed.). **Applications of Soil Physics**, Academic Press, 1980. 350p. Cap.13. p.319-344. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-348580-9.50018-3>