

UNIVERSIDADE ESTADUAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
CURSO DE AGRONOMIA

IAN FELIPE PEREIRA DOURADO

**ANÁLISE DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA
(NDVI) DA MICRORREGIÃO DE CHAPADINHA-MA**

SÃO LUÍS - MA

2025

IAN FELIPE PEREIRA DOURADO

**ANÁLISE DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA
(NDVI) DA MICRORREGIÃO DE CHAPADINHA-MA**

Monografia apresentado ao Curso de Agronomia do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Estadual do Maranhão em cumprimento às exigências das Normas Gerais do Ensino de Graduação para realização do Trabalho de Conclusão do Curso.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Ronaldo Belém Fernandes.

SÃO LUÍS – MA

2025

IAN FELIPE PEREIRA DOURADO

**ANÁLISE DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA
(NDVI) DA MICRORREGIÃO DE CHAPADINHA-MA**

Monografia apresentado ao Curso de Agronomia do Centro de Ciências Agrárias da Universidade Estadual do Maranhão em cumprimento às exigências das Normas Gerais do Ensino de Graduação para realização do Trabalho de Conclusão do Curso.

Aprovado em: 15/ 1 2 / 2 0 2 5

BANCA EXAMINADORA

Documento assinado digitalmente
 **FRANCISCO RONALDO BELEM FERNANDES**
Data: 25/12/2025 12:32:25-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. Francisco Ronaldo Belem Fernandes – Orientador

Departamento de Engenharia Agrícola/CCA/UEMA

Documento assinado digitalmente
 **CLEBSON SANTOS CANDIDO**
Data: 25/12/2025 13:48:28-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. Clebson Santos Cândido

Departamento de Engenharia Agrícola/CCA/UEMA

Documento assinado digitalmente
 **MARCOS NABATE MENDES FERREIRA**
Data: 24/12/2025 20:11:14-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Me. Marcos Nabate Mendes Ferreira
Departamento de Engenharia Agrícola/FCA/UNESP

Dourado, Ian Felipe Pereira
Análise do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) da microrregião de Chapadinha-MA / Ian Felipe Pereira Dourado. – São Luis, MA, 2025.
39 fl.

TCC (Graduação em Engenharia Agrônômica) - Universidade Estadual do Maranhão, 2025.

Orientador: Prof. Dr. Francisco Ronaldo Belem Fernandes

1.Agricultura. 2.SATCOM. 3.Indicadores de sustentabilidade. I.Titulo.

CDU: 631(812.1)

AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço á Deus por todo cuidado, força e compreensão desde meus primeiros suspiros de vida até hoje. Agradeço a minha família que é minha base, em especial minhas mães Ivanilde Gomes de Sousa e Ana Maria Pereira Dourado, vocês são minhas rainhas. Agradeço aos meus pais Luis Alberto Pinheiro Amorim e Ildemi Gomes Pereira, vocês foram essenciais. Agradeço a minha companheira Bianca dos Santos Gomes, amo-te. Não menos importante eu agradeço aos meus amigos que tanto me ajudaram a continuar, nos altos e baixos, nos choros e sorrisos vocês se fizeram presente. Agradeço também aos meus professores que foram instrumentos importantes de transmissão de conhecimento e profissionalismo.

RESUMO

Nos últimos anos, a expansão agrícola no Maranhão, impulsionada pelos avanços tecnológicos e pela crescente demanda por commodities, tem provocado transformações significativas na paisagem, especialmente em regiões inseridas no contexto do MATOPIBA. Diante desse cenário, torna-se fundamental o monitoramento da cobertura vegetal como forma de compreender a dinâmica de uso e ocupação do solo e seus impactos ambientais, uma vez que a supressão da vegetação nativa compromete serviços ecossistêmicos essenciais, como a conservação do solo e da biodiversidade. O sensoriamento remoto, por meio da análise da radiação eletromagnética registrada por sensores orbitais, destaca-se como uma ferramenta eficiente para o acompanhamento dessas mudanças em escala espacial e temporal. Nesse contexto, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) apresenta-se como um importante indicador do vigor da vegetação e do grau de interferência antrópica na paisagem. O presente estudo analisou a dinâmica do NDVI na microrregião de Chapadinha-MA, no período de 2000 a 2020, com o objetivo de avaliar a evolução da cobertura vegetal e as mudanças no uso e cobertura do solo. Foram utilizadas imagens dos sensores Landsat 5 TM e Landsat 8 OLI/TIRS, obtidas por meio da plataforma Google Earth Engine e processadas com correção atmosférica pelo MapBiomas. Posteriormente, os dados foram tratados no QGIS 3.38.3 para recorte territorial, padronização cartográfica e quantificação das classes de uso e cobertura do solo. As análises estatísticas incluíram regressão linear simples e correlação de Spearman, visando identificar tendências temporais e relações entre as classes analisadas. Os resultados evidenciaram uma redução significativa das formações naturais, com destaque para a Formação Savânica, que apresentou perda de 39,1%, e para a Formação Campestre, com redução de 28%, enquanto a Formação Florestal registrou decréscimo de 6,1% ao longo do período analisado. Em contrapartida, observou-se a expansão das classes antrópicas, como Área Urbanizada (6.167,9%), Mosaico de Usos (66%) e Pastagem (41,3%), além do aumento expressivo da classe Praia, Duna e Areal (29.317,7%) e das Áreas Alagadas (4.967,9%), indicando processos associados à degradação ambiental e à intensificação da ocupação humana. A redução dos valores de NDVI em amplas áreas da microrregião reforça a substituição da vegetação nativa por usos antrópicos, evidenciando a pressão exercida pela fronteira agrícola do MATOPIBA. Dessa forma, conclui-se que o NDVI se mostrou uma ferramenta eficaz para identificar e quantificar as mudanças no uso e cobertura do solo na microrregião de Chapadinha, contribuindo para a compreensão dos impactos ambientais decorrentes da expansão agrícola e ressaltando a importância do monitoramento contínuo e do planejamento territorial sustentável.

Palavra-chave: Agricultura; Indicadores de sustentabilidade; SATCOM.

ABSTRACT

In recent years, agricultural expansion in Maranhão, driven by technological advances and the growing demand for commodities, has caused significant changes in the landscape, especially in regions within the MATOPIBA context. In this scenario, monitoring vegetation cover becomes essential to understand land use and land cover dynamics and their environmental impacts, since the suppression of native vegetation compromises essential ecosystem services, such as soil conservation and biodiversity. Remote sensing, through the analysis of electromagnetic radiation recorded by orbital sensors, stands out as an efficient tool for monitoring these changes at different spatial and temporal scales. In this context, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) is an important indicator of vegetation vigor and the degree of anthropogenic interference in the landscape. This study analyzed NDVI dynamics in the Chapadinha microregion, Maranhão State, Brazil, from 2000 to 2020, aiming to evaluate vegetation cover evolution and land use and land cover changes. Images from Landsat 5 TM and Landsat 8 OLI/TIRS sensors were used, obtained through the Google Earth Engine platform and atmospherically corrected using MapBiomas data. Subsequently, the data were processed in QGIS 3.38.3 for territorial clipping, cartographic standardization, and quantification of land use and land cover classes. Statistical analyses included simple linear regression and Spearman's correlation coefficient to identify temporal trends and relationships among the analyzed classes. The results revealed a significant reduction in natural formations, especially Savanna Formation, which showed a decrease of 39.1%, and Grassland Formation, with a reduction of 28%, while Forest Formation showed a smaller decline of 6.1% over the analyzed period. In contrast, anthropogenic classes expanded considerably, such as Urban Area (6,167.9%), Mosaic of Uses (66%), and Pasture (41.3%). A marked increase was also observed in the Beach, Dune, and Sandy Area class (29,317.7%) and in Wetlands (4,967.9%), indicating processes associated with environmental degradation and intensified human occupation. The reduction in NDVI values across large areas of the microregion reinforces the replacement of native vegetation by anthropogenic land uses, evidencing the pressure exerted by the agricultural frontier expansion in the MATOPIBA region. Therefore, NDVI proved to be an effective tool for identifying and quantifying land use and land cover changes in the Chapadinha microregion, contributing to the understanding of environmental impacts resulting from agricultural expansion and highlighting the importance of continuous monitoring and sustainable territorial planning.

Keyword: Agriculture; Sustainable Development Indicators; SATCOM.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Radiância recebida pelo senso de um satélite
Figura 2	Informações das classes, código de cor e cores.
Figura 3	Evolução Temporal das Áreas por Classe de Uso e Cobertura do Solo na Microrregião de Chapadinha (Maranhão), no período de 2000 a 2020
Figura 4	Taxas de Mudança Anual (km^2/ano) das Classes de Uso e Cobertura do Solo na Microrregião de Chapadinha (Maranhão), obtidas por Regressão Linear Simples, no período de 2000 a 2020
Figura 5	Matriz de Correlação entre Classes (Rho de Spearman)
Figura 6	Variação Percentual 2000-2020 por Classe
Figura 7	Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2000.
Figura 8	Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2005
Figura 9	Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2010.
Figura 10	Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2015.
Figura 11	Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2020.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Informações sobre as bandas do Landsat 5 TM.
Tabela2	Informações sobre as bandas dp Landsat 8 OLI/TIRS.
Tabela 3	Interpretação do coeficiente
Tabela4	Estatísticas Descritivas e Correlação de Spearman para as Classes de Uso e Cobertura do Solo (2000-2020)

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

APP's	Áreas de preservação permanentes
CBERS	Constelação de Satélites Sino-Brasileiros de Recursos Terrestres
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MATOPIBA	Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia
ND	Valores de número digital
OLI	Operational Land Imager
NDWI	Normalized Difference Water Index
REM	Radiação Eletromagnética
SIG	Sistemas de Informações Geográficas
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
2 OBJETIVOS.....	13
2.1 Objetivo geral	13
2.2 Objetivos Específicos.....	13
3 REFERENCIAL TEÓRICO.....	13
3.1 Monitoramento.....	13
3.2 Resolução espectral.....	14
3.3 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada	15
3.4 Espectro eletromagnético e resposta espectral da vegetação	15
3.5 Degradação do solo	16
4 METODOLOGIA	17
4.1 Área de Estudo.....	17
4.2 Seleção de Imagens, correção atmosférica e cálculo do NDVI	17
4.3 Seleção das camadas vetoriais e quantificação de classes	19
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	21
6 CONCLUSÃO	34
7 REFERÊNCIAS.....	35

1 INTRODUÇÃO

O maranhão se apresenta como um dos maiores estados do Brasil, com aproximadamente 329.651,495 km² que abrange uma área rica em fauna e flora. Localizado em uma área de transição entre o semiárido nordestino, os chapadões do centro do Brasil e a zona Amazônica quente e úmida. Possui condições climáticas bem definidas onde apresenta chuvas no outono e verão e tempo seco no inverno. Com 217 municípios atualmente, o Maranhão possui uma extensa área integrada a região do MATOPIBA, acrônimo que se refere a centros do agronegócio que se desenvolveram nos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia (Horvat et al.,2015 apud Ribeiro et al.,2023).

O resultado dos investimento em pesquisa e desenvolvimento de tecnologias maximizaram a produção a uma escala gigante, e juntas, somam 4.800.000 hectares de soja que representou a produção total de 18,5 milhões de toneladas na safra 2022/2023 (EMBRAPA,s.d). O Maranhão é composto por 5 mesorregiões e 21 microrregiões, destas, se destaca a microrregião de Chapadinha localizada na região nordeste do estado (mesorregião do leste maranhense) com extensão territorial de 10.794 km² (Pires et al.,2021). Tal região é composta por nove municípios: Anapurus, Brejo, Buritis, Belágua, Chapadinha, Mata Roma, Milagres do Maranhão, São Benedito do Rio Preto e Urbano Santos.

Hoje a exportação é principal meio de comércio das culturas chaves do Brasil, alavancada pelo crescimento populacional e dinamismo de mercado. No Maranhão as grandes regiões estão investindo em áreas voltadas a produção de soja, milho, algodão, cana-de-açúcar e arroz segundo dados da SAGRIMA-PAM/IBGE (2022). Atrelado a esse crescimento da produção e aberturas de novas áreas, trouxe consigo dúvidas quanto a preservação dos recursos naturais, tendo em vista que no estado ainda há área de cerrado que poderia não está sendo respeitada (Barros e Stege, 2019).

Segundo Nascimento et al (2025), nos últimos anos a questão sobre o meio ambiente tem gerado discussões que influenciam o modo de viver de todos os seres vivos. Não é novidade que o desmatamento é um dos principais responsáveis e agravantes das mudanças climáticas como exemplo, o CO₂ interfere com o aumento da temperatura global e equilíbrio dos ecossistemas. Por conseguinte, não é importante apenas a preservação das matas primárias e secundárias, mas também o uso de energias limpas e de fontes renováveis.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Analisar o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), em uma série histórica entre 2000 a 2020 da microrregião de Chapadinha buscando compreender a dinâmica da vegetação nativa e a expansão das áreas associadas ao MATOPIBA.

2.2 Objetivos Específicos

- a) Analisar a variação de vegetação nativa ao longo da série histórica;
- b) Identificação do uso e cobertura do solo nos últimos 20 anos;
- c) Avaliar a relação entre a dinâmica de uso e cobertura do solo e a variação de NDVI ao longo da série histórica.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Monitoramento

Atualmente com o avanço tecnológico se tornou possível realizar levantamento e estimar precisamente a situação da área-alvo, assim também, utilizá-la para o monitoramento de cobertura vegetal, degradação do solo, áreas de preservação permanentes (APP's), análise de corpos d'água e etc. O sensoriamento remoto se apresenta como ferramenta que faz uso de um conjunto de técnicas aliadas a algoritmos que possibilitam esse tipo de avaliação espaçotemporal com alta precisão em áreas heterogêneas, analisando o padrão de paisagem e a biomassa vegetal assim como condições micrometeorológicas por mudanças na superfície (Bezerra et al.,2020).

Quando as variações na utilização mudam de forma sensível a superfície terrestre, torna-se capaz de identificar e classificar essas transformações através de imagens obtidas por sensores instalados em diferentes plataformas como drones, aeronaves e satélites em órbita (Almeida et al.,2020). As imagens dos satélites são retiradas a partir de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) como States Geological Survey (USGS) que integrada ao Ministério do Interior dos Estados Unidos atua como entidade científica que disponibiliza dados sobre uso e disponibilidade de água, ecossistemas, riscos naturais, uso da terra, recursos energéticos e minerais, e também imagens e mapas atuais de características da Terra.

Através da Radiação Eletromagnética (REM) que é refletida em diferentes comprimentos de onda em cada alvo, as imagens são capturadas por satélites que orbitam o globo terrestre (Steink et al.,2022). De acordo com Oliveira e Souza (2020), os comprimentos de onda abrangem uma faixa que vai de 100 metros (ondas de rádio) até 0,0001 nanômetros

(radiação gama), sendo que uma parte da radiação eletromagnética (REM) é refletida na cor percebida do objeto, o que revela características biofísicas e químicas do material. A quantidade de radiação absorvida está diretamente relacionada à concentração foliar de pigmentos fotossintéticos, de modo que concentrações reduzidas de clorofilas podem limitar a atividade fotossintética e, por conseguinte, a produção primária (Fillela et al., 1995 apud Silva et al., 2020).

3.2 Resolução espectral

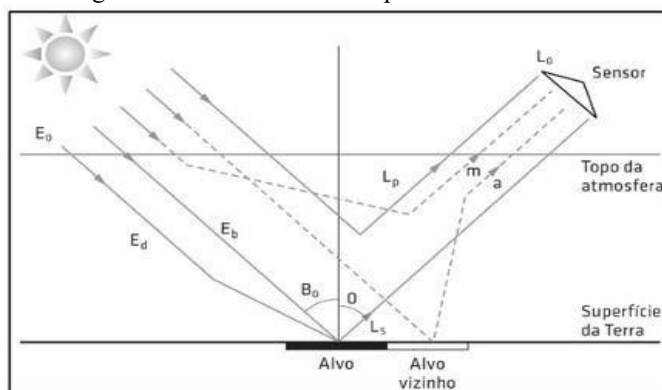
Atualmente, estão disponíveis imagens provenientes de diversos satélites de observação da Terra, entre os quais se destaca o Landsat 9, o modelo mais recente da série. Os primeiros satélites dessa família foram inicialmente denominados Earth Resources Technology Satellite (ERTS), lançados na década de 1960, tendo sua nomenclatura alterada para Landsat em 1975 pela agência espacial norte-americana (Embrapa, 2020). O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) emprega o satélite Amazônia-1 para atividades de monitoramento e mapeamento da região amazônica, atuando de forma complementar à constelação de Satélites Sino-Brasileiros de Recursos Terrestres (CBERS), além de integrar dados de outros satélites internacionais (Silva et al., 2022).

O Landsat 5, lançado em março de 1984 no estado da Califórnia (EUA), foi equipado com o instrumento Multispectral Scanner (MSS), composto por quatro bandas espectrais e seis detectores por banda, possibilitando a obtenção de seis linhas por varredura ativa, com resolução espacial de $57\text{ m} \times 79\text{ m}$. Este satélite também carregava o sensor Thematic Mapper (TM), com sete bandas espectrais, incluindo faixa de infravermelho de média distância, apresentando resolução espacial de 30 metros (ver Figura 1). Já o Landsat 8, lançado em 2013, foi equipado com o sensor Operational Land Imager (OLI), contendo nove bandas espectrais com resolução de 30 metros, e com o Thermal Infrared Sensor (TIRS), responsável pela captação de duas bandas espectrais térmicas com resolução de 100 metros, voltado à detecção de radiação no infravermelho próximo e no infravermelho de ondas curtas.

A presença de diversos gases na composição atmosférica, como o dióxido de carbono (CO_2), oxigênio (O_2), vapor d'água, entre outros, interfere na radiação captada pelos sensores remotos, gerando distorções nos dados adquiridos (Miranda et al., 2019). Dessa forma, torna-se indispensável a aplicação de correções atmosféricas, com o intuito de atenuar os efeitos provocados pela dispersão da radiação solar na atmosfera (Figura 1), o que contribui para a

redução das alterações na faixa de valores de número digital (ND) registrados pelos sensores (Krizek e Santos, 2021).

Figura 1- Radiância recebida pelo senso de um satélite



Fonte: Costa et al.,2023.

E_o – radiância proveniente do Sol no topo da atmosfera;

D – distância média entre a Terra e o Sol;

θ_0 – ângulo zenital solar;

Lo – radiância recebida pelo sensor

3.3 Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

Nesse contexto, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) consolidou-se como uma das metodologias mais amplamente empregadas para o monitoramento da cobertura vegetal, especialmente em países de dimensões continentais, como o Brasil. De acordo com Rouse et al. (1973), esse índice possibilita a identificação e caracterização da vegetação, bem como o acompanhamento de suas dinâmicas ao longo do tempo. Além disso, a aplicação do NDVI contribui para a mitigação de distorções atmosféricas em imagens multiespectrais, ao mesmo tempo em que reduz os efeitos sazonais relacionados à variação do ângulo de elevação solar (Mota et al., 2020).

3.4 Espectro eletromagnético e resposta espectral da vegetação

O sensoriamento remoto fundamenta-se na análise da radiação eletromagnética refletida ou emitida pelos alvos presentes na superfície terrestre. Essa radiação distribui-se ao longo do

espectro eletromagnético, que abrange diferentes faixas de comprimento de onda, cada uma com formas específicas de interação com os elementos naturais da paisagem (JENSEN, 2009). No intervalo do espectro visível, entre aproximadamente 0,4 e 0,7 μm , a vegetação apresenta forte absorção da radiação nas faixas do azul e do vermelho, devido à presença de pigmentos fotossintéticos, enquanto reflete mais na região do verde. Embora essa faixa permita a identificação visual da cobertura vegetal, sua capacidade de representar o estado fisiológico da vegetação é limitada quando analisada de forma isolada. À medida que se avança para o infravermelho próximo (NIR), observa-se um aumento significativo da reflectância da vegetação, relacionado principalmente à estrutura interna das folhas. Essa resposta espectral torna essa região do espectro especialmente sensível ao vigor, à densidade e à biomassa vegetal, razão pela qual é amplamente utilizada em estudos de monitoramento ambiental (PONZONI; SHIMABUKURO; KUPLICH, 2012).

Já no infravermelho de ondas curtas (SWIR), a interação da radiação com a vegetação e o solo passa a ser fortemente influenciada pelo teor de umidade. Nessas faixas, variações na reflectância estão associadas a condições de estresse hídrico, degradação ambiental e mudanças no uso do solo, complementando as análises realizadas com o visível e o infravermelho próximo. A combinação das informações obtidas nessas diferentes regiões do espectro permite uma compreensão mais consistente da dinâmica da cobertura vegetal. Em especial, o uso conjunto das bandas do vermelho e do infravermelho próximo destaca-se por explorar comportamentos espectrais contrastantes e complementares, sendo amplamente reconhecido na literatura como uma das abordagens mais eficientes para a análise da vegetação (GUTMAN; SKAKUN; GITELSON, 2021). Por esse motivo, sensores orbitais utilizados em estudos ambientais, como os da série Landsat, operam em bandas posicionadas estrategicamente nessas regiões do espectro eletromagnético. A escolha dessas bandas reflete um consenso científico, uma vez que elas apresentam elevada sensibilidade às características biofísicas da vegetação e permitem a análise das mudanças no uso e cobertura do solo ao longo do tempo (HUANG et al., 2020).

3.5 Degradação do solo

A degradação do solo refere-se à perda de atributos físicos e químicos, sendo passível de análise por meio de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), os quais permitem a identificação de elementos da paisagem que influenciam os processos erosivos, possibilitando a estimativa das taxas de perda de solo (Alves et al., 2023). Esse fenômeno geralmente decorre

da supressão da cobertura vegetal, impactando negativamente os processos hidrológicos, ao reduzir a capacidade de retenção de água durante períodos de estiagem e intensificar o escoamento superficial. A identificação de áreas em estágio inicial ou avançado de arenização pode ser realizada com base na análise do comportamento morfopedológico associado ao uso e ocupação do solo (Ribeiro et al., 2023).

4 METODOLOGIA

4.1 Área de Estudo

A área do estudo limita-se a microrregião de Chapadinha-MA, que faz parte da mesorregião leste do Maranhão. A microrregião é formada pela junção de nove municípios: Anapurus, Brejo, Buritis, Belágua, Chapadinha, Mata Roma, Milagres do Maranhão, São Benedito do Rio Preto e Urbano Santos, onde sua extensão territorial somadas resultam em 10.794 km². Estão localizados na latitude: 3° 40' 18" Sul, longitude: 43° 6' 57" Oeste; latitude: 3° 41' 7" Sul, longitude: 42° 45' 4" Oeste; latitude: 3° 56' 34" Sul, longitude: 42° 55' 36" Oeste; latitude: 3° 9' 45" Sul, longitude: 43° 30' 37" Oeste; latitude: 3° 44' 26" Sul, longitude: 43° 21' 33" Oeste; latitude: 3° 37' 15" Sul, longitude: 43° 6' 33" Oeste; latitude: 3° 32' 13" Sul, longitude: 42° 39' 12" Oeste; latitude: 3° 19' 59" Sul, longitude: 43° 31' 40" Oeste; latitude: 3° 12' 30" Sul, longitude: 43° 24' 16" Oeste, respectivamente. O clima do estado é classificado subúmido, com chuvas mal distribuídas com pluviometria de 1600 mm à 2000 mm por ano e temperatura média anual de 23,5°C, a 26°C.

4.2 Seleção de Imagens, correção atmosférica e cálculo do NDVI

Para o desenvolvimento do estudo, foram obtidas as imagens pelo site Google Earth Engine, dentro da série histórica a serem analisadas de acordo com a microrregião a ser estudada. Para tal, foi realizada a aquisição do arquivo vetorial no formato shapefile MUNICÍPIOS 2024, disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), compactado em formato zip. Após a extração dos dados e a transferência para a plataforma, foi disponibilizado para download as imagens referentes as coleções e anos. A correção atmosférica é realizada durante o processamento das imagens pelo MapBioma, já sendo fornecida corrigida, juntamente com o índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) calculada pela equação 1 .

Esse índice estabelece uma relação entre a refletância registrada no espectro do vermelho visível e do infravermelho próximo, permitindo a análise das respostas espectrais dos alvos na superfície terrestre (Zebalos et al., 2022). Paralelamente, será aplicado o Índice de

Diferença Normalizada da Água (NDWI), descrito na equação 2, com o objetivo de estimar a presença de umidade no solo a partir das características espectrais da cobertura.

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad (1)$$

NDVI – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada;

NIR – Infravermelho Próximo (Banda 4 no landsat 5 e banda 5 no Landsat 8);

RED – Luz Vermelha (Banda 3 no Landsat 5 e banda 4 no Landsat 8).

$$NDWI = \frac{(GREEN - RED)}{(GREEN+RED)} \quad (2)$$

NDWI – Índice de Água por Diferença Normalizada;

GREEN –Banda Verde

RED –Luz Vermelha.

A análise utiliza as imagens provenientes da coleção 9, correspondente aos sensores Landsat 5 TM e Landsat 8 OLI/TIRS, selecionadas com base nas bandas espectrais indicadas nas Tabelas 1 e 2. A seleção abrange registros georreferenciados entre os anos de 2000 e 2020.

Tabela 1 – Informações sobre as bandas do Landsat 5 TM.

<i>Banda</i>	<i>Espectro</i>	<i>Abreviatura</i>	<i>Comprimento de onda em m</i>	<i>Resolução (m)</i>
1	Azul	BLUE	0,45-0,52	30
2	Verde	GREEN	0,52-0,60	30
3	Vermelho	RED	0,63-0,69	30

4	Infravermelho Próximo 1	INFRARED 1	0,76-0,90	30
5	Infravermelho 2	INFRARED 2	1,55-1,75	30
6	Térmica	THERMAL	10,40-12,50	120
7	Infravermelho médio	MIND-INFRARED	2,08-2,32	30

Fonte: USGS,2020

Tabela 2 – Informações sobre as bandas dp Landsat 8 OLI/TIRS.

<i>Banda</i>	<i>Espectro</i>	<i>Abreviatura</i>	<i>Comprimento de onda em m</i>	<i>Resolução (m)</i>
2	Azul	BLUE	0,45-0,51	30
3	Verde	GREEN	0,53-0,59	30
4	Vermelho	RED	0,64-0,67	30
5	Infravermelho próximo	NIR	0,85-0,88	30
6	Infravermelho de ondas curtas 1	SWIR 1	1,57-1,65	30
7	Infravermelho de ondas curtas 2	SWIR 2	2,11-2,29	30
8	Panchromatic	PAN	0,50-0,68	15
9	Cirrus	-	1,36-1,38	30

Fonte: USGS,2020.

As imagens utilizadas provenientes do sensor Landsat 5 referem-se às bandas espectrais 3 e 4, disponibilizadas no formato Tiff, com resolução espacial de 30 metros. Da mesma forma, os dados oriundos do Landsat 8 correspondem às bandas 4 e 5, igualmente disponibilizados no formato Tiff e com a mesma resolução espacial. Ambas as imagens apresentam profundidade radiométrica de 16 bits, o que implica em 65.536 níveis de cinza distintos, os quais representam diferentes intensidades de energia eletromagnética refletida pelos alvos na superfície terrestre, conforme registrado pelo sensor em função da área coberta por cada pixel.

4.3 Seleção das camadas vetoriais e quantificação de classes

Na etapa seguinte, utilizando os dados do shapefile MUNICÍPIOS 2024, procede-se à seleção da camada vetorial correspondente ao município de interesse, utilizando a plataforma QGIS. Essa etapa é essencial para garantir que os produtos cartográficos gerados estejam em conformidade com os limites distritais oficiais, sendo necessário, ainda, realizar a reprojeção

das coordenadas geográficas para o sistema UTM, Zona 23 Sul, adotando-se o Datum SIRGAS 2000, conforme Nascimento et al. (2020). Aplicando a ferramenta R.report obtém-se a quantidade de classes e suas extensões territoriais correspondentes contida nas imagens, já estabelecidas após o processamento pelo MapBioma.

Cada classe corresponde a uma variação no espectro observado no cálculo do NDVI e NDWI, sendo identificados por número de classe, código de cor e cor para sua caracterização (Figura 2).

Figura 2- Informações das classes, código de cor e cores.

Classe	Code ID	Hexacode	Cor
Formação Florestal	3	#1f8d49	
Formação Savânica	4	#7dc975	
Mangue	5	#04381d	
Floresta Alagável	6	#026975	
Silvicultura	9	#7a5900	
Área Úmida	11	#519799	
Formação Campestre	12	#d6bc74	
Pastagem	15	#edde8e	
Cana	20	#db7093	
Mosaico de Usos	21	#ffefc3	
Praia, Duna e Areal	23	#ffa07a	
Área Urbana	24	#d4271e	
Outras Áreas Não Vegetais	25	#db4d4f	
Afloramento Rochoso	29	#ffa55f	
Mineração	30	#9c0027	
Aquicultura	31	#091077	
Apicum	32	#fc8114	
Corpo d'Água	33	#2532e4	
Dendê	35	#9065d0	
Soja	39	#f5b3c8	
Arroz	40	#c71585	
Lavoura Temporária	19	#C27BA0	
Café	46	#d68fe2	
Citrus	47	#9932cc	
Lavoura Perene	36	#d082de	
Restinga Arbórea	49	#02d659	
Restinga Herbácea	50	#ad5100	
Algodão	62	#ff69b4	

Fonte: MapBiomias,2025.

Após os mapas gerados, fez-se necessário a substituição da nomenclatura de uma classe denominada Mangue por Áreas Alagadas, devido a ausência de mangue na região baseado no conhecimento do local. Em seguida houve as análises estatísticas descritivas e posteriormente aplicado o coeficiente de correlação de Sperman, que foi utilizado por ser um método não paramétrico, adequado à análise de dados ambientais e índices espectrais, que geralmente não apresentam distribuição normal, permitindo avaliar associações monotônicas entre as variáveis. Esses cálculos foram realizados no programa R, onde para avaliar a força e direção monotônica entre variáveis, esse método converte os valores reais em ranks (posições

ordenadas) e em seguida mede o grau de concordância entre as ordens, resultando em um coeficiente ρ que varia entre -1 e 1 (Tabela 3), indicando respectivamente correlação monotônica negativa perfeita, ausência de correlação ou correlação positiva perfeita (Mukaka, 2012).

Tabela 3 – Interpretação do coeficiente

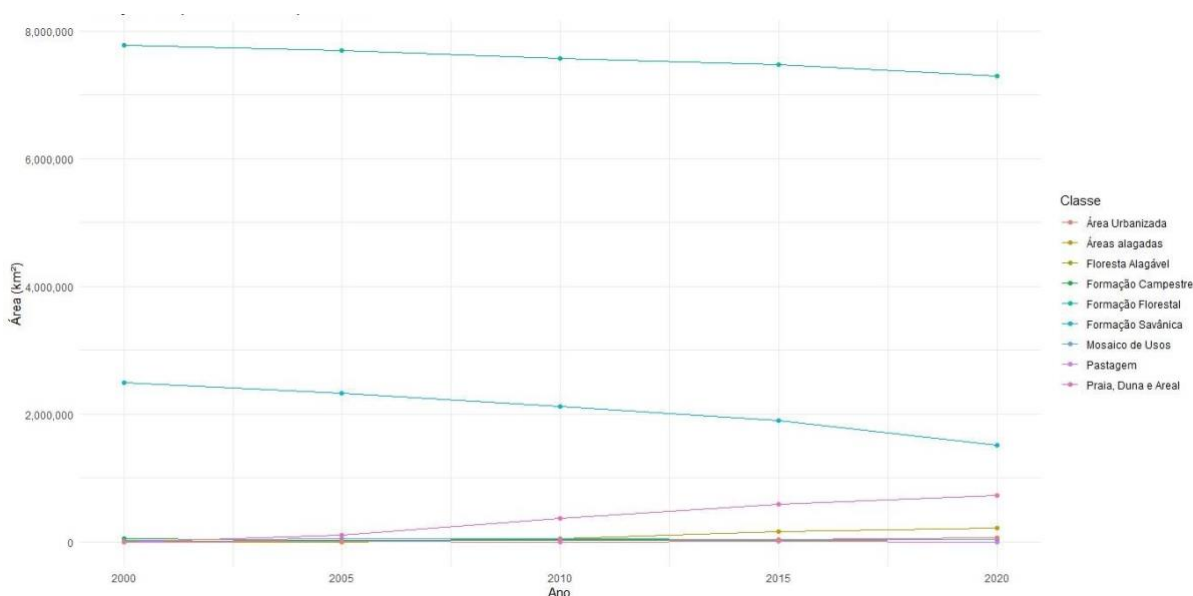
Coeficiente de correlação	Interpretação estatística
1	Correlação perfeita positiva
0,9	Correlação Fortemente positiva
0,5	Correlação positiva moderada
0	Correlação desprezível
-0,9	Alta correlação negativa
-1	Correlação perfeitamente negativa

Fonte: Mukata, (2012).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise da série histórica de 2000 a 2020 para a microrregião de Chapadinha revelou uma intensa e sistemática dinâmica de uso e cobertura do solo, que foi caracterizada pela substituição de ecossistemas naturais por classes de uso antrópico. No que diz respeito a evolução temporal das áreas, foi possível observar que as classes Formação Florestal e Formação Savânica, que representavam a maior parte da área de estudo, exibiram uma tendência decrescente e consistente ao longo dos 20 anos analisados, com médias de 7.554.798,0 km² e 2.071.708,8 km², respectivamente (Figura 1). Em contrapartida, as classes Praia, Duna e Areal e Área Urbanizada demonstraram um crescimento acentuado e contínuo no período.

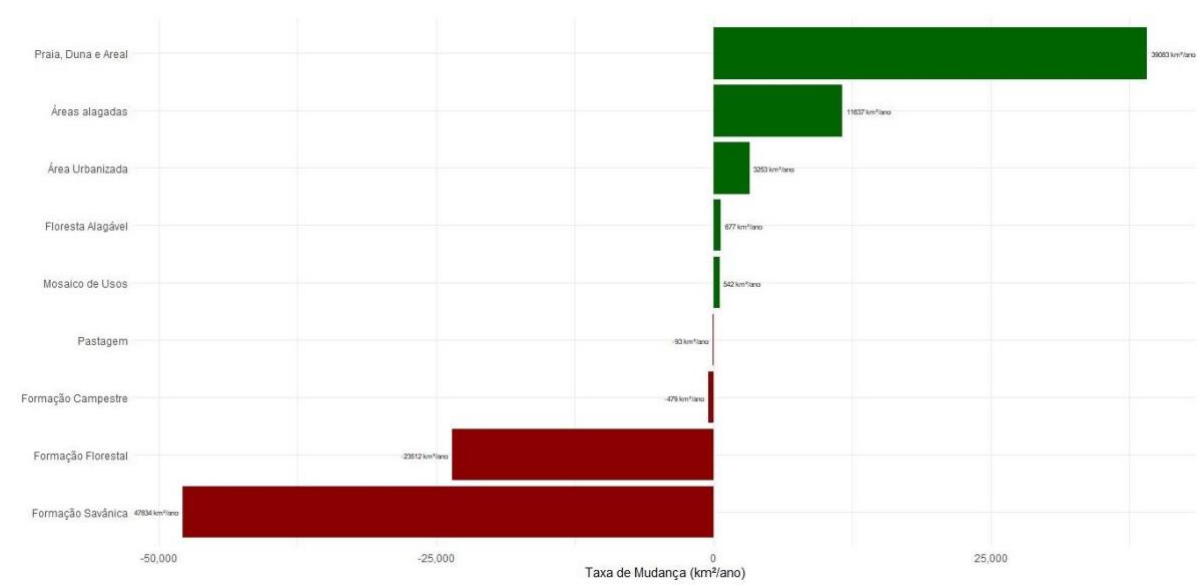
Figura 3 - Evolução Temporal das Áreas por Classe de Uso e Cobertura do Solo na Microrregião de Chapadinha (Maranhão), no período de 2000 a 2020



Fonte: Autor, (2025).

A magnitude dessas transformações foi quantificada pela taxa de mudança anual (Figura 2), onde as perdas anuais foram dominadas pelas classes de vegetação nativa: a Formação Savânica perdeu aproximadamente 45.000 km² /ano e a Formação Florestal perdeu cerca de 23.000 km² /ano. Por outro lado, o maior ganho absoluto foi registrado pela classe Praia, Duna e Areal (39.083 km/ano), seguido pela Área Alagadas (11.637 km/ano) e Área Urbanizada (3.253 km/ano). Este resultado reforçou a redução da vegetação nativa, alinhando-se com os resultados esperados de mudanças na vegetação em consequência da expansão de campos de produção agrícola.

Figura 4 -Taxas de Mudança Anual (km²/ano) das Classes de Uso e Cobertura do Solo na Microrregião de Chapadinha (Maranhão), obtidas por Regressão Linear Simples, no período de 2000 a 2020.



Fonte: Autor, (2025).

Coeficiente de correlação de Spearman revelou um declínio perfeitamente consistente e significativo para a Formação Florestal ($\rho=-1,0$) e a Formação Savânica ($\rho=-1,0$), ambas com p-valores extremamente baixos. A variação total na Formação Savânica, por exemplo, foi de $-39,13\%$. Em contraste, as classes Praia, Duna e Areal ($\rho=+1,0$) e Floresta Alagável ($\rho=+1,0$) apresentaram um crescimento perfeitamente consistente. Por outro lado, as classes Formação Campestre ($\rho=0,0$), Pastagem ($\rho=0,1$) e Mosaico de Usos ($\rho=0,2$) não apresentaram correlação estatisticamente significativa com o tempo ($p > 0,05$), sugerindo uma dinâmica interna de substituição mútua mais complexa, sendo menos previsível ao longo da série histórica (Tabela 4).

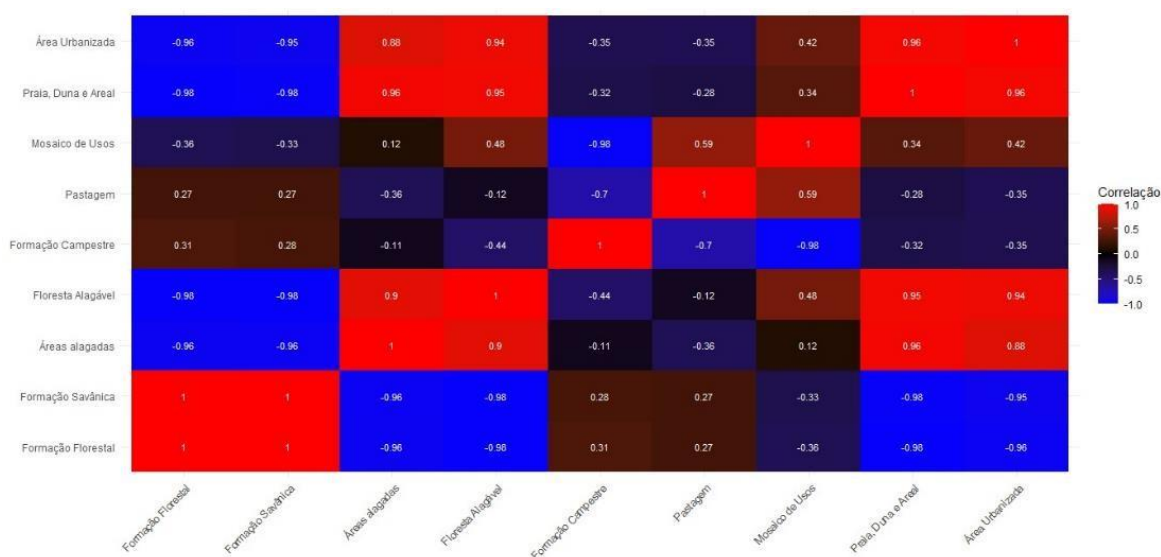
Tabela 4 - Estatísticas Descritivas e Correlação de Spearman para as Classes de Uso e Cobertura do Solo (2000-2020)

Classe	Média (km2)	Mediana (km2)	Desvio Padrão (km2)	Coefficiente de Variação (%)	Mínimo (km2)	Máximo (km2)	Variação Total (km2)	Variação Percentual (%)	Correlação de Spearman (ρ)
Formação Florestal	7554798.0	7561992	187290.354	2,479	7292625	7769408	-476783	-6,136	-1.0
Formação Savânica	2071708.8	2118020	383019.856	18,488	1519050	2495764	-976714	-39,134	-1.0
Áreas Alagadas	86352.4	47660	97044.019	112,381	2315	215134	210889	4967,938	0.9
Floresta Alagável	25166.0	25055	5465.685	21,718	18018	32903	14885	82,611	1.0
Formação Campestre	38925.8	37121	9715.326	24,958	30251	55020	-15419	-28,024	0.0
Pastagem	5262.4	4320	3816.203	72,518	2047	11697	846	41,328	0.1
Mosaico de Usos	43803.8	44874	10246.857	23,392	27034	52582	17840	65,990	0.2
Praia, Duna e Areal	363764.8	375608	311569.772	85,651	2499	735149	732650	29317,727	1.0
Área Urbanizada	32134.2	42621	26811.338	83,435	1039	65123	64084	6167,853	0.9

Fonte: Autor, 2025

A Matriz de Correlação entre as Classes (Figura 5) detalhou os padrões de substituição, destacando a forte correlação negativa entre as classes em expansão (Urbanizada e Praia/Duna/Areal) e as classes naturais em declínio (Florestal e Savânica). Isso confirmou que a perda de vegetação nativa estava diretamente ligada à expansão da ocupação humana e suas infraestruturas. A perda acentuada da cobertura vegetal foi um forte indicador de que a área estava sujeita a processos de degradação do solo, o que se manifestou pela redução da capacidade de retenção de água e a intensificação do escoamento superficial. A próxima etapa de análise, utilizando o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), foi fundamental para identificar as áreas que sofriam com processos de degradação, especialmente onde os valores de NDVI estavam próximos de 0 (solo exposto) ou nas faixas de degradação moderada ou avançada.

Figura 5 - Matriz de Correlação entre Classes (Rho de Spearman)



Fonte: Ian, 2025

A dinâmica de uso e cobertura do solo em Chapadinha (2000-2020) mostra intensa transformação territorial. A redução de Formações Naturais (Florestal e Savânica) está ligada à expansão de usos antrópicos. Quedas significativas (ex: 39,13% na Savânica, 6,13% na Florestal) refletem a conversão do Cerrado, alinhada a séries temporais como a do MapBiomas (Souza et al., 2020). Este padrão de conversão é explicado principalmente pela expansão da fronteira agrícola no MATOPIBA. A literatura aponta o crescimento de culturas mecanizadas (soja/grãos), aliado à disponibilidade de terras e à logística

aprimorada, como motor da conversão de savanas/florestas para agricultura e pastagem no leste do Maranhão (Araújo *et al.*, 2024).

As altas taxas de mudança anual (grandes perdas na vegetação nativa) são compatíveis com análises locais no Leste Maranhense. O uso de séries temporais Landsat e análise de aptidão agrônômica permite identificar as frentes de avanço agrícola e as áreas prioritárias de conversão, validando as tendências acentuadas observadas em Chapadinha (Pimenta *et al.*, 2021). A matriz de correlações negativa entre classes naturais e antrópicas (ex: Área Urbanizada vs. Formação Florestal) confirma que a expansão produtiva e urbana ocorre por substituição direta da cobertura vegetal. Isso se alinha a estudos regionais que documentam transições materiais de florestas/savanas para pastagens ou áreas agricultadas (Santos, 2023).

O aumento da classe Praia, Duna e Areal pode ser parcialmente interpretado como um sinal de degradação e exposição do solo devido à retirada da vegetação. Estudos com indicadores espectrais (NDVI) mostram que áreas recém-convertidas têm queda acentuada do NDVI, compatível com arenização. A detecção de faixas de NDVI próximas a zero corrobora essa interpretação, indicando risco de erosão (Souza *et al.*, 2020; Pimenta *et al.*, 2021).

O crescimento da Área Urbanizada deve-se à expansão demográfica/infraestrutura e à instalação de estruturas ligadas à produção agropecuária (logística, processamento). A urbanização acompanha os ciclos de expansão produtiva no Nordeste/MATOPIBA, aumentando a área impermeabilizada e a pressão sobre o meio natural (Araújo *et al.*, 2024).

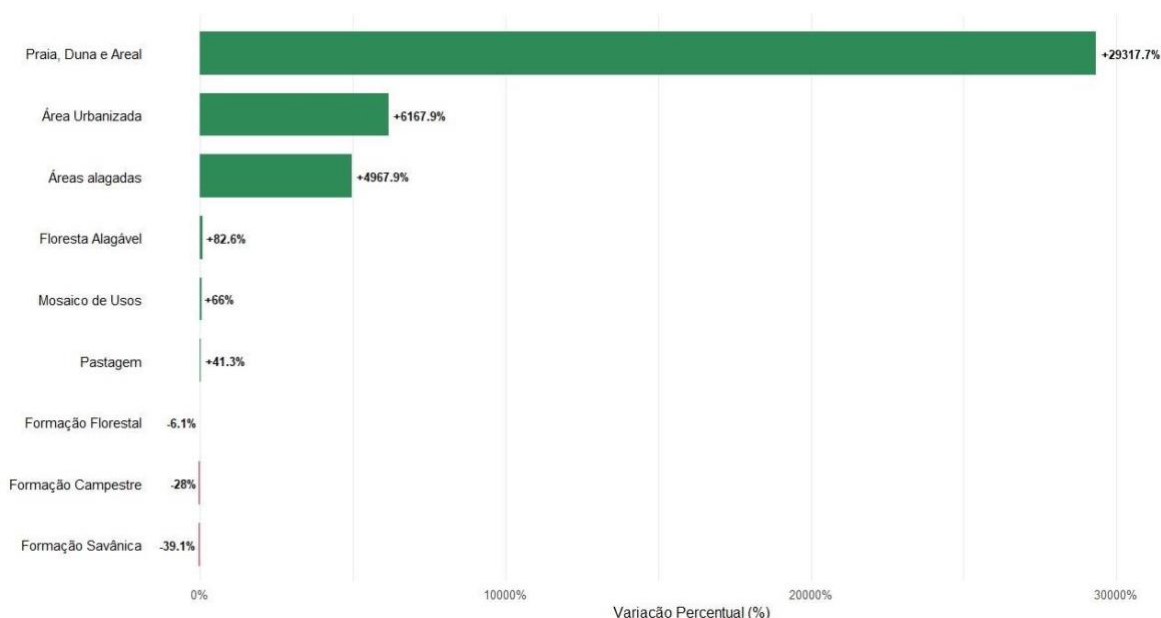
A correlação fraca ou não significativa de classes como Pastagem e Mosaico de Usos sugere dinâmicas espaciais complexas e de curto prazo. Pastagens são frequentemente estágios intermediários que podem ser reconvertidos ou abandonados, dependendo do manejo e economia. Essa volatilidade temporal explica a falta de uma tendência linear de 20 anos para essas categorias (Lima e Vieira, 2024).

Os resultados são robustos por utilizarem séries temporais compatíveis com bases nacionais (MapBiomas), permitindo comparabilidade. Contudo, limitações potenciais incluem variabilidade na acurácia e o efeito de escala. Trabalhos futuros poderiam usar fusão de imagens de maior resolução (PlanetScope/Sentinel) e algoritmos avançados (Deep Learning) para refinar a precisão (Pimenta *et al.*, 2021).

Os achados de Chapadinha se inserem na pressão sistêmica sobre o Cerrado maranhense, com implicações para serviços ecossistêmicos. A mudança de uso está ligada

a transformações fundiárias e lacunas políticas (Pires *et al.*, 2021). O estudo confirma a conversão acelerada de vegetação nativa para usos antrópicos em Chapadinha, resultando em queda de NDVI e aumento de áreas expostas/urbanizadas. É urgente implementar ações integradas para mitigar perdas: práticas agrícolas sustentáveis, recuperação de áreas degradadas, controle da expansão urbana e fortalecimento da governança territorial (Souza *et al.*, 2020; Araújo *et al.*, 2024; Pimenta *et al.*, 2021).

Figura 6- Variação Percentual 2000-2020 por Classe.



Fonte: Autor, (2025)

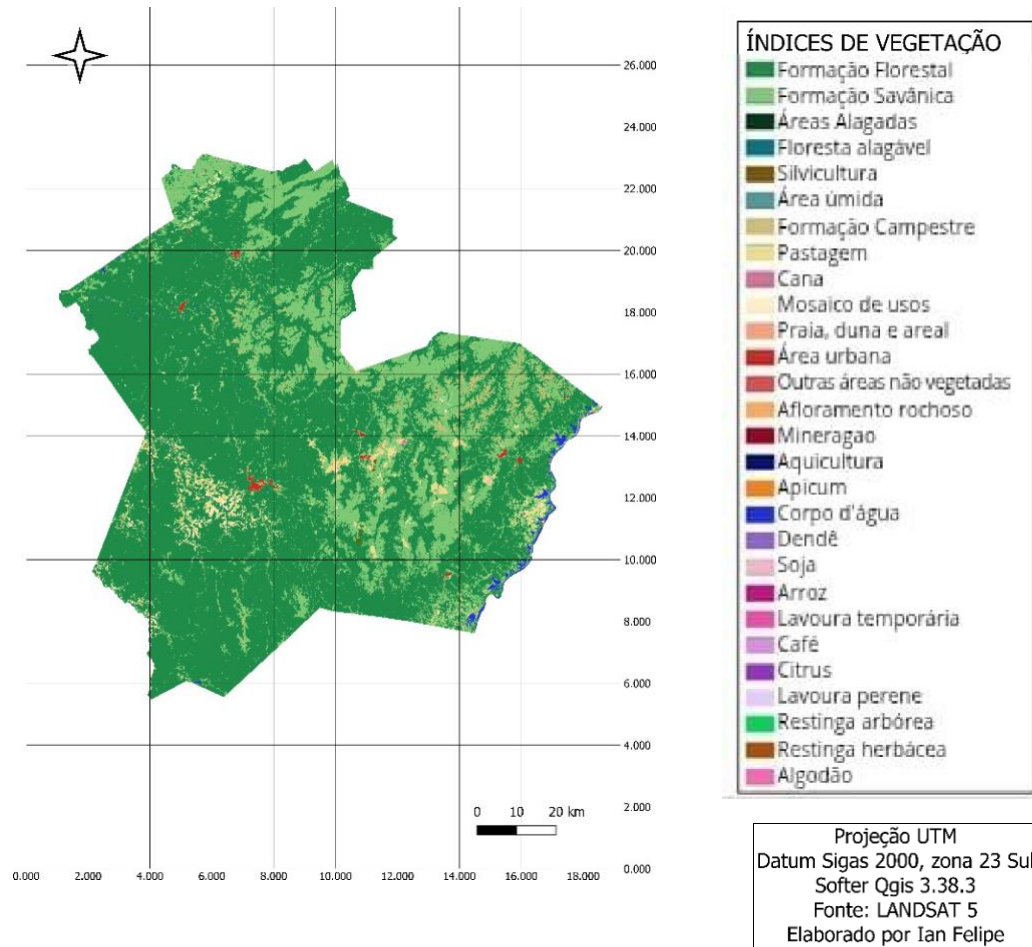
A análise da variação percentual das classes de uso e cobertura do solo entre os anos de 2000 e 2020 evidencia mudanças significativas na paisagem da área de estudo, tendo o ano de 2000 como referência inicial. Esse período corresponde a uma fase anterior à intensificação mais acentuada da ocupação antrópica observada nos anos subsequentes, permitindo avaliar a magnitude acumulada das transformações ao longo de duas décadas. Nos primeiros anos da série histórica, especialmente na comparação de 2005 em relação a 2000, já se observam alterações iniciais associadas à expansão das atividades humanas. Classes como pastagem, que ao final do período apresentaram um aumento de 41,3%, e mosaico de usos, com crescimento de 66%, indicam que o processo de conversão do uso do solo teve início de forma gradual, mas contínua. Nesse mesmo intervalo, as formações naturais, como a formação savânica, passam a apresentar tendência de redução, sinalizando o início da pressão sobre a vegetação nativa.

Ao comparar os dados de 2010 com o ano de 2000, essas tendências tornam-se mais evidentes. A intensificação da ocupação antrópica reflete-se no avanço das classes associadas ao uso produtivo do solo, acompanhando a consolidação da fronteira agrícola regional. Esse processo contribui para a redução mais expressiva das formações naturais, com destaque para a formação campestre, que ao final da série apresentou uma redução acumulada de 28%, e para a formação savânica, cuja diminuição atingiu 39,1%. Esses valores indicam uma substituição progressiva da vegetação nativa por usos antrópicos ao longo do tempo. Na análise dos dados referentes a 2015 em relação a 2000, observa-se uma ampliação ainda mais significativa das classes antrópicas, acompanhada por um aumento expressivo da área urbanizada, que apresentou crescimento percentual acumulado de 6167,9% até 2020. Embora esse valor elevado esteja associado a uma base inicial reduzida em 2000, ele evidencia um processo consistente de expansão urbana ao longo do período analisado. Paralelamente, o crescimento do mosaico de usos reforça a diversificação das atividades humanas na paisagem.

A comparação final entre 2020 e 2000 evidencia de forma contundente a magnitude das transformações ocorridas. Destaca-se o aumento extremamente elevado da classe Praia, Duna e Areal, que apresentou crescimento de 29317,7%, resultado que pode estar relacionado tanto a mudanças ambientais quanto a processos de reclassificação e expansão dessas feições ao longo do período. As áreas alagadas também apresentaram aumento expressivo, com variação de 4967,9%, sugerindo possíveis alterações no regime hídrico, associadas a fatores climáticos e antrópicos. Em contrapartida, as classes de vegetação natural apresentaram reduções consistentes ao longo das duas décadas analisadas.

A formação florestal registrou uma diminuição de 6,1%, enquanto as formações savânicas e campestres foram as mais impactadas, reforçando o caráter seletivo da conversão do uso do solo. Esses resultados indicam que os ecossistemas naturais mais abertos foram os mais suscetíveis à ocupação e transformação. Tais comportamentos são compatíveis com o observado em regiões de fronteira agrícola, ressaltando a importância do monitoramento multitemporal por meio do sensoriamento remoto como ferramenta fundamental para a compreensão da dinâmica de uso e cobertura do solo.

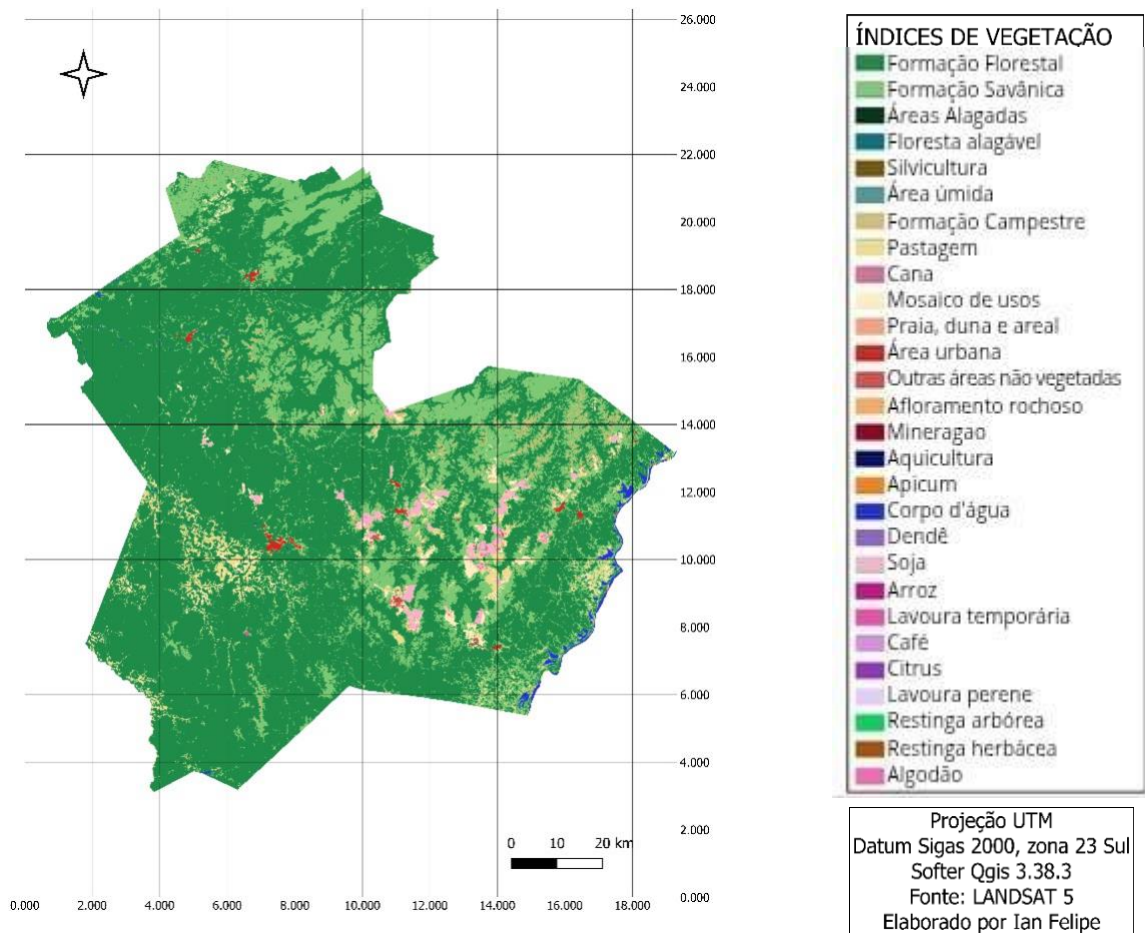
Figura 7– Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2000.



Fonte:Autor (2025)

O mapeamento referente ao ano 2000 revela uma paisagem predominantemente composta por formações naturais, sobretudo Formação Florestal e Savânica, que recobrem praticamente toda a área estudada. Áreas antropizadas são pouco expressivas, com registros esparsos de áreas urbanizadas (vermelho) e manchas restritas de uso agrícola inicial, especialmente no setor centro-sul. Neste período, observa-se uma microrregião ainda marcada por alta integridade ambiental, o que se confirma pelas baixas ocorrências de classes como pastagem, agricultura consolidada ou áreas expostas. Esse cenário funciona como linha de base para compreender a magnitude das transformações que ocorrem nas duas décadas seguinte.

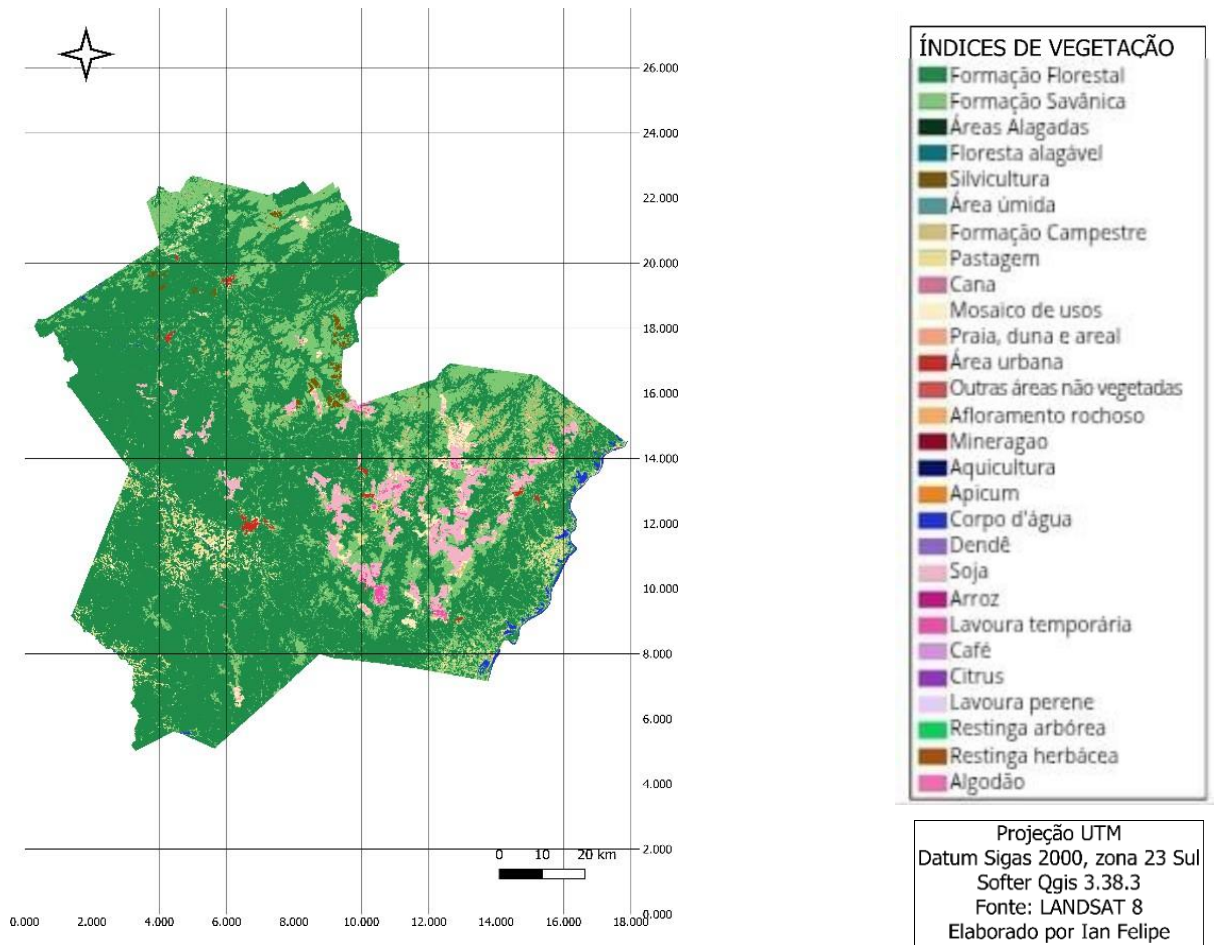
Figura 8– Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2005.



Fonte: Autor (2025)

Entre 2000 e 2005 percebe-se a emergência dos primeiros núcleos de conversão de vegetação para usos agrícolas. As manchas representadas em rosa e amarelo tornam-se mais frequentes, principalmente no quadrante centro-leste e leste da microrregião. Essas áreas coincidem com regiões que historicamente apresentaram maior aptidão agrícola e melhor acesso à infraestrutura logística. Embora a Formação Florestal e Savânica ainda dominem a paisagem, já se observa uma fragmentação inicial desses ambientes, sinalizando a abertura de novas fronteiras produtivas, em coerência com as tendências já demonstradas pelas séries temporais

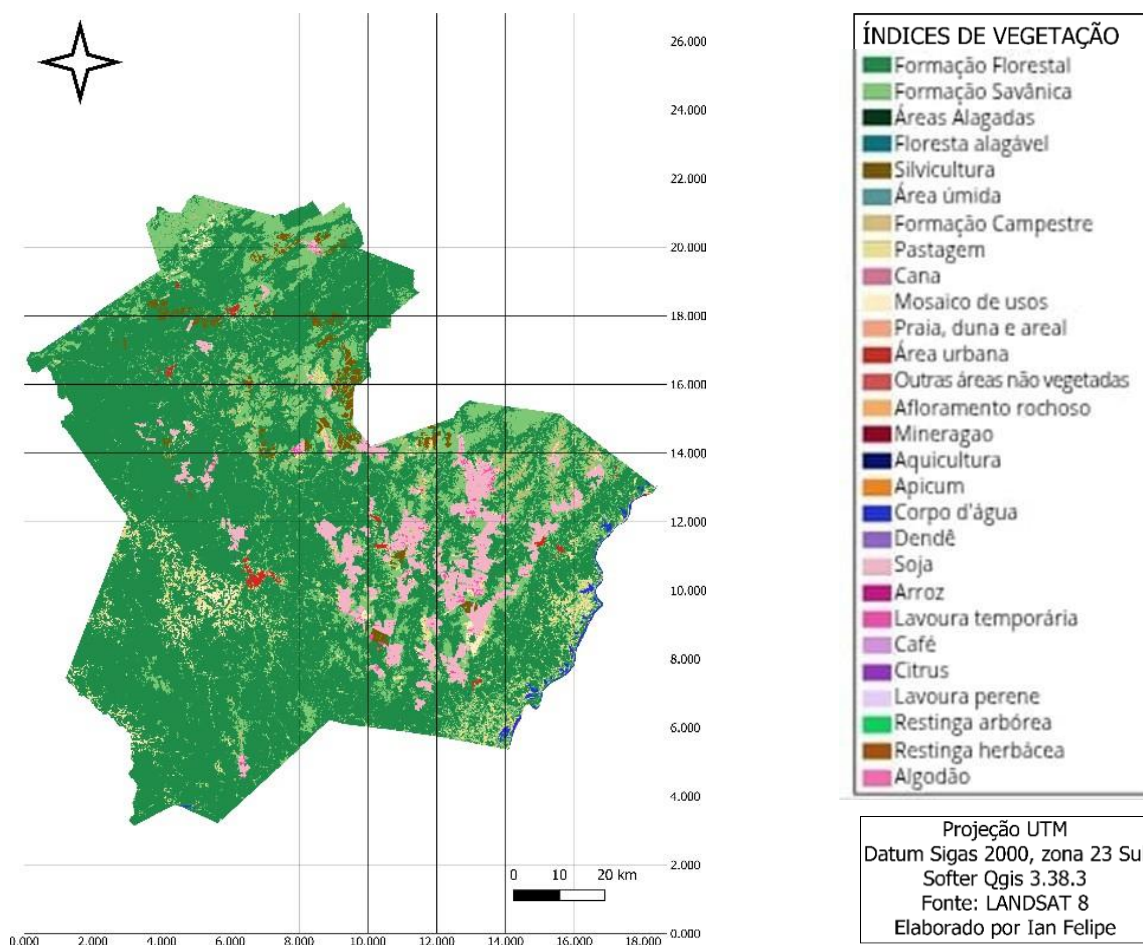
Figura 9– Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2010.



Fonte: Autor (2025)

No ano de 2010 a expansão agrícola torna-se mais evidente. A área central e centro-leste apresenta um aumento claro das classes de agricultura consolidada, pastagem e solos expostos, indicando conversão intensiva da vegetação nativa. Esse período coincide com o avanço acelerado da fronteira agrícola no MATOPIBA, conforme destacado por Araújo et al. (2024). Nota-se também o surgimento de corredores contínuos de áreas antropizadas, o que confirma o processo de substituição identificado na matriz de correlação (Spearman), com forte relação negativa entre classes naturais e classes antrópicas. O mosaico produtivo passa a ocupar uma parcela significativa do território.

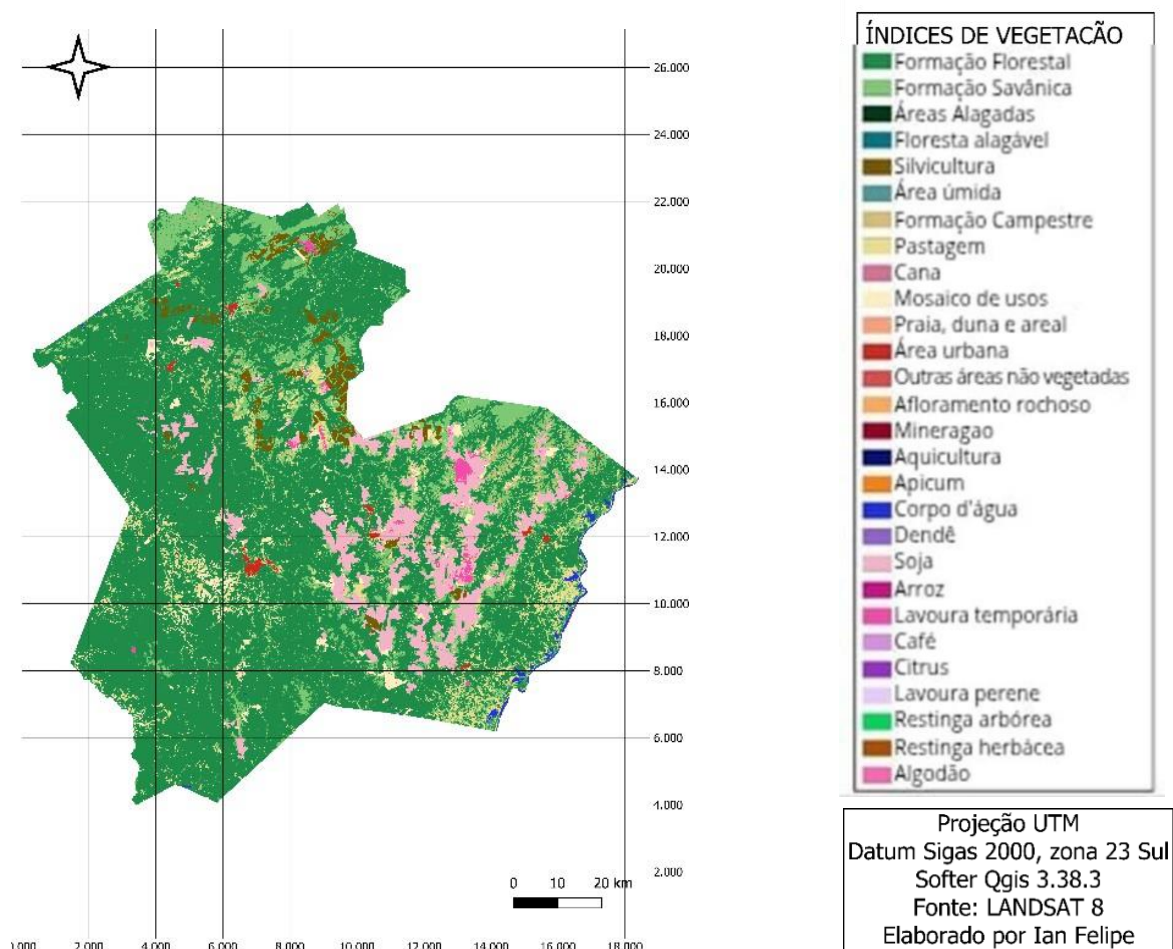
Figura 10– Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2015.



Fonte: Autor (2025)

O mapa de 2015 mostra que a conversão do solo atinge seu estágio de maior expansão até então. As áreas em rosa (agricultura) tornam-se amplas e contínuas ao longo do centro e centro-leste, enquanto manchas marrons indicam locais de degradação, arenização ou solo exposto, coerentes com os baixos valores de NDVI identificados nas análises subsequentes. O avanço sobre áreas antes florestais e savânicas confirma as tendências lineares negativas detectadas nas regressões (Figura 4), reforçando a perda acumulada de vegetação nativa ao longo de 15 anos.

Figura 11– Mapa de Uso e Cobertura do Solo da Microrregião de Chapadinha no ano de 2020.



Fonte: Autor (2025)

Em 2020 observa-se o estágio mais avançado do processo de transformação territorial. A agricultura consolidada se expande intensamente, especialmente na porção nordeste, centro e sudeste da microrregião. Destaca-se também a intensificação de áreas degradadas, representadas por tons marrons, que indicam processos erosivos e exposição do solo, fenômenos compatíveis com a queda do NDVI e o aumento das classes “Praia, Duna e Areal” apontados nas estatísticas descritivas. A supressão das formações naturais é evidente e proporcional às perdas anuais quantificadas ($-23.000 \text{ km}^2/\text{ano}$ para Formação Florestal e $-45.000 \text{ km}^2/\text{ano}$ para Savânica). Trata-se do período de maior pressão antrópica sobre o Cerrado maranhense dentro da série histórica.

6 CONCLUSÃO

O presente estudo alcançou seus objetivos ao analisar a dinâmica de uso e cobertura do solo da microrregião de Chapadinha-MA entre 2000 e 2020, utilizando o NDVI como ferramenta de avaliação. Os resultados evidenciaram mudanças expressivas na paisagem, marcadas pela redução da vegetação nativa e pela expansão das classes antrópicas, refletindo a intensificação da fronteira agrícola no contexto do MATOPIBA. As formações naturais apresentaram perdas significativas ao longo do período analisado, com destaque para a Formação Savânica, que registrou redução de 39,1%, e para a Formação Campestre, com decréscimo de 28%. A Formação Florestal apresentou uma redução mais moderada (6,1%), porém com tendência negativa constante. Em contrapartida, as classes associadas à ocupação humana apresentaram aumentos expressivos, como a Área Urbanizada (6.167,9%), o Mosaico de Usos (66%) e as áreas de Pastagem (41,3%), indicando a intensificação das atividades agropecuárias e urbanas.

Destaca-se ainda o aumento da classe Praia, Duna e Areal (29.317,7%) e das Áreas Alagadas (4.967,9%), sugerindo processos de degradação ambiental e alterações na dinâmica hídrica da região. A redução dos valores de NDVI reforça a perda de biomassa vegetal e o avanço de áreas degradadas ao longo da série histórica. Dessa forma, conclui-se que o NDVI se mostrou eficiente para identificar e quantificar as mudanças no uso e cobertura do solo, evidenciando a necessidade de práticas produtivas mais sustentáveis e de políticas públicas voltadas ao planejamento territorial, visando à conservação dos remanescentes do Cerrado maranhense e à sustentabilidade ambiental da microrregião.

7 REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, P. I. M.; RODRIGUES, J. P. B.; PEIXOTO, F. S.; MIRANDA, M. P. **Sensoriamento remoto aplicado como indicador de desertificação no município de Parelhas- RN**. Revista de Geografia, v. 37, n. 1, 2020. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Filipe-Peixoto/publication/340254645_SENSORIAMENTO_REMOTO_APLICADO_COMO_INDICADOR_DE_DESERTIFICACAO_NO_MUNICIPIO_DE_PARELHAS_-_RN/links/5e7f77d1299bffa91b865b23/SENSORIAMENTO_REMOTO-APLICADO-COMO-INDICADOR-DE-DESERTIFICACAO-NO-MUNICIPIO-DE-PARELHAS-RN.pdf. Acesso em: 12 Abri.2025.
- ARAÚJO, J. C.; LIMA, F. D. C.; NUNES, A. B. G.; CUNHA, F. A. F.; LIMA, A. M. M. **The relationship between climate, agriculture and land cover in Matopiba, Brazil (1985–2020)**. Sustainability, v. 16, n. 7, 2024. DOI: 10.3390/su16072670. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2071-1050/16/7/2670>. Acesso em: 27 nov. 2025.
- ALVES, E. A. C.; SAMPAIO, P. V.; LEMOS, L. de S.; PASSOS, M. M. **Degradação dos solos: impactos ambientais e metodologias de análise**. Revista Territorium Terram, v. 6, n. 8, 2023. Disponível em: http://seer.ufsj.edu.br/territorium_terram/article/view/5244/3093. Acesso em: 13 Abri.2025.
- AUGUSTO, R. C.; CRUZ, C. B. M.; SEABRA, V. da S.; MARTINS, J. S. **Delimitação de zona ripária em planícies através do Índice Normalizado de Diferença da Água (NDWI) e série multitemporal Landsat**. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 15, n. 1, 2022. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/6a49/8f90557f20d4c42ddad057cf850da9940f88.pdf>. Acesso em: 13 Abri.2025
- BARROS, P. H. B.; STEGE, A. L. Deforestation and human development in the Brazilian agricultural frontier: an environmental kuznets curve for MATOPIBA, Revista ABER, v. 13, n. 2, 2019. Disponível em: <https://revistaaber.emnuvens.com.br/rberu/article/view/455/279>. Acesso em: 15 Abri.2025.
- BEZERRA, Alan César et al. **Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro**. Revista Brasileira de Geografia Física, Pernambuco, v. 13, n. 1, 2020. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/PabricaoLopes/publication/340470552_Monitoramento_EspacoTemporal_da_Deteccao_de_Mudancas_em_Vegetacao_de_Caatinga_por_Sensoriamento_Remoto_no_Semiarido_Brasileiro/links/5e8cc838a6fdcca789fdd5f9/Monitoramento-EspacoTemporal-da-Deteccao-de-Mudancas-em-Vegetacao-de-Caatinga-por-Sensoriamento-Remoto-no-Semiarido-Brasileiro.pdf. Acesso em: 13 Abri.2025.
- COSTA, M. V. de Q. S. A.; DAMIÃO, A. J.; CASTRO, R. M. **Estudo de métodos de calibração radiométrica de sensores ópticos orbitais**. ITA, 2023. Disponível em: https://www.sige.ita.br/edicoes-anteriores/2023/st/235420_1.pdf. Acesso em: 11 Abri.2025.

DUTRA, D. J.; ELMIRO, M. A. T. **Avaliação de índices espectrais obtidos com imagens Sentinel 2 e Landsat 8 antes e após rompimento da barragem da Mina do Feijão, Brumadinho-MG.** Revista Geociências, São Paulo, v. 39, n. 2, 2020. Disponível em: <https://www.periodicos.rc.biblioteca.unesp.br/index.php/geociencias/article/view/14394/11711> EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. LANDSAT - Land Remote. Acesso em: 09 Abri. 2025.

EMBRAPA. Empresa Brasileira De Pesquisa Agropecuária. MATOPIBA.s.d.

GUTMAN, G.; SKAKUN, S.; GITELSON, A. **Revisiting the use of red and near-infrared reflectances in vegetation studies and numerical climate models.** Remote Sensing of Environment, Amsterdam, v. 264, p. 112604, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112604>. Acesso em: 18, Dez.2025.

Horvat, R., Watanabe, M., & Yamaguchi, C. K. (2015). **Fertilizer consumption in the regional MATOPIBA and their reflections on Brazilian soybean production.** International Journal of Agriculture and Forestry, 5(1), 52-59. Acesso: 19 Marc. 2025.

HUANG, S.; TANG, L.; HUPY, J. P.; WANG, Y.; SHAO, G. **A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing.** Journal of Forestry Research, v. 32, n. 1, p. 1–12, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>. Acesso em: 22, Dez.2025.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2022. PAM-Produção Agrícola Municipal.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres.** 2. ed. São José dos Campos: Parêntese, 2009. Disponível em: <https://books.google.com/books?id=QxqRAAAACAAJ>. Acesso em: 19, Dez.2025.

KRIZEK, J. P. O.; SANTOS, L. C. M. **Protocolo metodológico para obtenção dos valores de reflectância e de NDVI de imagens Landsat 8/OLI utilizando LEGAL.** Revista Brasileira de Geografia Física, v.14, n. 2, 2021. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Joao-PedroKrizek2/publication/353104783_Protocolo_Metodologico_para_Obtencao_dos_Valores_de_Reflectancia_e_de_NDVI_de_Imagens_Landsat_8OLI_Utilizando_LEGAL/links/60e7644430e8e50c01f03503/Protocolo-Metodologico-para-Obtencao-dos-Valores-de-Reflectancia-e-de-NDVI-de-Imagens-Landsat-8-OLI-Utilizando-LEGAL.pdf. Acesso em: 12 Abri.2025.

MIRANDA, M. de P.; DUARTE, C. R.; GOMES, D. D. M.; SOUZA, C. D. de; NETO, C. A. **Análise comparativa de imagens do Sentinel-2A (MSI) e Landsat-8 (OLI) aplicadas ao mapeamento geológico, região da Itatai, Santa Quitéria, CE.** Anuário do Instituto de Geociência-UFRJ, v. 42, 2019. Disponível em: <https://revistas.ufrj.br/index.php/aigeo/article/viewFile/30232/17086>. Acesso em: 12 Abri,2025.

MOTA, F. M.; PARTELLI, F. L.; SANTOS, A. R. dos; FERRARI, J. L.; PELUZIO, J. B. E. **Relação entre variáveis meteorológicas e Índices de Vegetação (IV's) em lavouras cafeeiras.** Brazilian Journal of Animal and Environmental Resarch, Curitiba, v. 3, n. 4, 2020. Disponível em: <https://ojs.brazilianjournals.com.br/ojs/index.php/BJAER/article/view/22036/17592>. Acesso em: 17 Abri.2025.

MUKAKA, Mavuco M. **Aguide to appropriate use of correlation coefficient in medical research**. Malawi Medical Journal, v. 24, n.3, p. 69-71, 2012. Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3576830/>. Acesso em: 28 Ago. 2025.

NASCIMENTO, S. G. da S.; SILVA, J. C. C. da; HANKE, D.; ÁVILA, M. R. de; MENEGON, B. S. **A importância da sistematização de um banco de dados geográficos vetoriais da divisão político-administrativa do município de Dom Pedrito/RS para usos ambientais e agropecuários**. Revista Ambiente: Gestão e Desenvolvimento, v. 13, n. 1, 2020. Disponível em: <https://periodicos.uerr.edu.br/index.php/ambiente/article/view/363/464>. Acesso em: 14 Abri.2025.

NETO, Durval Dourado et al. **Agricultura irrigado no Brasil**. DIBD/ESALQ/USP, 2022. Disponível em: <https://repositorio.usp.br/item/003082789>. Acesso em: 10 Mar.2025.

OLIVEIRA, L. R. G. De; SOUZA, S. B. **Automatização do protocolo de aquisição e pré processamento de imagens térmicas do sensor TIRS do satélite Landsat-8**. Revista Brasileira de Computação Aplicada, v. 12, n. 3. Disponível em: <https://seer.upf.br/index.php/rbca/article/view/9667/114115426>. Acesso em: 28 Mar.2025.

PIMENTA, F. M.; SOUSA, S. B.; FERREIRA, M. E.; FERREIRA, L. G. Mapping deforestation in Cerrado based on hybrid deep learning architecture and medium spatial resolution satellite time series. **Remote Sensing**, v. 14, n. 1, art. 209, 2022. DOI: 10.3390/rs14010209. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/1/209>. Acesso em: 27 Set.2025.

PIRES, I., GOMES, J., MOREIRA, L., VALE, S. **Diagnóstico sócio-econômico, produtivo e ambiental da microrregião de Chapadinha, Maranhão**. Instituto de Pesquisa Ambiental da Amazônia-PAM, 2021. Disponível em: [relatorio_chapadinha-1.pdf](#) relatorio_chapadinha. Acesso em: 15 abri.2025.

RIBEIRO, J. C.; TOCANTINS, N.; SALOMÃO, F. X. T. **Abordagem morfopedológica aplicada à prevenção de voçorocas: Estudo de caso na bacia do Rio Itiquira -Alto Pantanal -Mato Grosso**. Revista Brasileira de Geomorfologia, v. 24, n. 00, 2023. Disponível em: <https://rbgeomorfologia.org.br/rbg/article/view/2349/386386840>. Acesso em: 08 Abri.2025.

RIBEIRO, L. C. S. LÔBO, A. S.; SILVA, L. D.; ANDRADE, N. F. S. **Padrões de crescimento Sociologia econômico dos municípios do MATOPIBA**. Revista de Economia e Rural, 2020. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/resr/a/Z3vsG5Tjc5nXDJ9CT8Ld7Sv/?format=pdf&lang=pt>. Acesso em: 28 Mar.2025.

ROUSE, J.W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J.A. & DEERING, D.W. **Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS**. NASA Technical Reports Server 1, 1974. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>. Acesso em: 10 Abri.2025.

SANTOS, J. A. d.S. d.; VIEIRA, V. d. C. B.; SILVA, A. J. da. Análise espaço-temporal do cultivo de soja no município de Balsas – MA, Brasil. **Research, Society and Development**, v. 12, n. 11, e149121143836, 2023. DOI: <https://doi.org/10.33448/rsd-v12i11.43836>. Acesso em: 20 Agos.2025.

SILVA, B. H. R.; SILVA R. N. F. **Avaliação de impactos ambientais em áreas de mineração com o uso do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI): estudo de caso para a região de Paracatu (Minas Gerais)**. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 2,n. 3, 2021. Disponível em: <https://rbsr.com.br/index.php/RBSR/article/view/56/34>. Acesso em: 26 Abri.2025.

SILVA,CÉSAR DE OLIVEIRA FERREIRA. **Classificação supervisionada de área irrigada utilizando índices espectrais de imagens Landsat-8 com Google Earth Engine**. Irriga, Botucatu, v. 25, n. 1, 2020. Disponível em :<https://energia.fca.unesp.br/index.php/irriga/article/view/3821/2631>. Acesso em: 15 Abri.2025.

SILVA, E. D. O.; PASCOALINI, S. S.; ZAMPROGNO, G. C.; TOGNELLA,M. M. P. **Estimativas do Teor de Clorofila do Manguê da Baía de Vitória (ES) por meio de Dados Hiperespectrais**. Revista Brasileira de Geografia Física, v. 13, n. 1, 2020. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/SaviaPascoalini/publication/340467984_Estimativas_do_Teor_de_Clorofila_do_Manguê_da_Baia_de_Vitoria_ES_por_meio_de_Dados_Hiperespectrais/links/5e944f8f4585150839d97814/Estimativas-do-Teor-de-Clorofila-do-Manguê-da-Baia-de-Vitoria-ES-por-meio-de-Dados-Hiperespectrais.pdf. Acessoem: 24 Abri. 2025.

SILVA, W. K. L.; GRANDE, E. T. G.; OLIVEIRA, D. C. **Estudo do satélite brasileiroAmazonia-1 de sua trajetória: Mapeamento Sistemático e Análise Documental dos Artefatos Históricos –Oficiais**. Research, Society and Development, v. 11, n. 2, 2022. DisponíveL em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/25894/22559>. Acesso em: 16 Abri.2025.

SOUZA, C. M. Jr.; SHIMBO, J. Z.; ROSA, M. R.; PARENTE, L. L.; ALENCAR, A.; RUDORFF, B. F. T.; et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020. DOI: 10.3390/rs12172735. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/17/2735>. Acesso em: 27 nov. 2025.

STEINK, V. A.; SILVA, C. A. da; FIALHO, E. S. **Geografia da Paisagem**. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/bitstream/doc/1151747/1/Geografia-EdsonSano.pdf>. Acesso em: 17 Abri.2025.

USGS. United States Geological Survey. **Informações sobre a instituição**.Washington, 2023.

VENTURA, S. J.; MIRANDA, L. C.; SILVA, E. V. **Índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) no médio curso do Rio Ceará**. Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais, v. 10, 2019. Disponível em: <https://sustenere.co/index.php/rica/article/view/CBPC2179-6858.2019.001.0021/1588>. Acesso em: 21 Abri.2025.

ZEBALOS, C. H. dos S.; OLIVEIRA, F. R. A.; SOARES, E. R.; ALMEIDA, U. O. De; MELLILO, R. C. S.; CAVALCANTE, E. R.; REZENDE, J. W. **Análise espaço-temporal da cobertura do solo do Município de Theobroma, Estado de Rondônia, Brasil.** Revista Brasileira de Gestão Ambiental e Sustentabilidade, v. 9, n. 21, 2022. Disponível em: <http://revista.ecogestaobrasil.net/v9n21/v09n21a26.html>. Acesso em: 23 Set.2025.