



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS DE CHAPADINHA
CURSO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA**



LUIS EMANUEL SILVA ASSUNÇÃO

**EVOLUÇÃO DA FRAGMENTAÇÃO DA VEGETAÇÃO NATIVA NO
MUNICÍPIO DE CHAPADINHA, MARANHÃO**

**Chapadinda – MA
Julho de 2022**

LUIS EMANUEL SILVA ASSUNÇÃO

**EVOLUÇÃO DA FRAGMENTAÇÃO DA VEGETAÇÃO NATIVA NO
MUNICÍPIO DE CHAPADINHA, MARANHÃO**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Coordenação de Curso de
Engenharia Agrícola da Universidade
Federal do Maranhão como requisito para
obtenção do título de Bacharel em
Engenharia Agrícola.

Orientador: Prof. Dr. Plinio Antonio
Guerra Filho

Coorientador: Ana Karla da Silva
Oliveira

**Chapadinha – MA
Julho de 2022**

LUIS EMANUEL SILVA ASSUNÇÃO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Coordenação do Curso de Engenharia Agrícola da Universidade Federal do Maranhão, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Agrícola.

TCC defendido e aprovado, em 29 de julho 2022, pela comissão examinadora constituída pelos professores:

Prof. Dr. Plinio Antonio Guerra Filho

Orientador

Prof. Dr. Eduardo Silva dos Santos

Examinador

Prof. Dr. Pedro Paulo da Silva Barros

Examinador

Chapadinha – MA
Julho de 2022

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a)
autor(a).

Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Assunção, Luis Emanuel Silva.

EVOLUÇÃO DA FRAGMENTAÇÃO DA VEGETAÇÃO NATIVA
NO MUNICÍPIO DE CHAPADINHA, MARANHÃO / Luis Emanuel Silva
Assunção. - 2022.

35 f.

Coorientador(a): Ana Karla da Silva Oliveira.

Orientador(a): Plinio Antonio Guerra Filho.

Monografia (Graduação) - Curso de Engenharia Agrícola, Universidade Federal
do Maranhão, Chapadinha-MA, 2022.

1. Cerrado. 2. Dinâmica de Vegetação. 3. Fragmentação Florestal.
4. Geotecnologias. 5. Sensoriamento Remoto.

I. Oliveira, Ana Karla da Silva. II. Guerra Filho, Plinio Antonio.

III. Título.

Dedico este Trabalho de Conclusão de Curso a meus familiares, amigos e professores que sempre e de muitas formas me incentivaram e ajudaram para que fosse possível a realização deste sonho.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar gostaria de agradecer a Deus que me deu força e coragem para concluir meus estudos. À minha família e amigos, por sempre me incentivarem a seguir meus estudos dentro da Engenharia Agrícola, sem eles nada disso seria possível. Agradeço a minha namorada que nunca me deixou desistir e nem desanimar no decorrer do meu curso.

Ao meu orientador professor Plinio Antonio Guerra Filho pelos aprendizados, paciência e amizade ao longo do curso.

À minha coorientadora Ana Karla da Silva Oliveira pela paciência, amizade e conhecimentos repassados.

A todos os meus amigos de turma e da Universidade, que sempre me ajudaram durante a minha trajetória acadêmica. Obrigado pela força e companheirismo!

Aos meus amigos/irmãos da república doutores do mato que sempre me ajudaram durante essa importante etapa da minha vida.

À Universidade Federal do Maranhão pela oportunidade e privilégio de realizar o curso e a todos os professores do Centro de Ciências de Chapadinha pelos conhecimentos repassados.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	viii
LISTA DE TABELAS.....	ix
LISTA DE QUADROS.....	x
LISTA DE SIGLAS.....	xi
RESUMO.....	12
ABSTRACT	13
1 INTRODUÇÃO.....	14
2 OBJETIVOS.....	15
2.1 OBJETIVO GERAL.....	15
2.2 OBJETIVO ESPECÍFICO	15
3 REFERENCIAL TEÓRICO.....	16
3.1 FRAGMENTAÇÃO DE VEGETAÇÃO	16
3.2 SENSORIAMENTO REMOTO	16
3.3 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA.....	18
3.4 USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	18
3.5 SENSORES	19
4 MATERIAIS E MÉTODOS.....	20
4.1 CARACTERIZAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	20
4.2 FLUXOGRAMA METODOLÓGICO	21
4.3 OBTENÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS DE SATÉLITE.....	22
4.4 CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DE IMAGEM LANDSAT	22
4.5 PÓS-PROCESSAMENTO	25
5 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	26
6 CONCLUSÕES	31
7 REFERÊNCIAS	33

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de localização da área de estudo.....	20
Figura 2. Fluxograma metodológico.....	21
Figura 3. Composições coloridas utilizadas durante a coleta de amostras para o ano de 2014.....	24
Figura 4. Composições coloridas utilizadas durante a coleta de amostras para o ano de 2020.....	24
Figura 5. Mapas de Uso e Ocupação do Solo para os anos de 2014 e 2020 do município de Chapadinha – MA.....	30

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Área total de cada classe para a classificação supervisionada do ano de 2014.....	26
Tabela 2. Área total de cada classe para a classificação supervisionada do ano de 2020.....	27
Tabela 3. Quantificação da acurácia, em porcentagem, dos dados da classificação supervisionada do ano de 2014.....	27
Tabela 4. Quantificação da acurácia, em porcentagem, dos dados da classificação supervisionada do ano de 2020.....	28
Tabela 5. Quantificação, em porcentagem, do Incremento/Aumento ou Desmatamento/Redução para as Classes definidas, entre os anos de 2014 e 2020.....	29

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Datas dos imageamentos.....	22
--	----

LISTA DE SIGLAS

SCP - Semi-Automatic Classification Plugin

SR - Sensoriamento Remoto

SAM - Spectral Angle Mapper

MMA - Ministério do Meio Ambiente

UOS – Uso e Ocupação do Solo

AcATaMa - Accuracy Assessment of Thematic Maps

Comp - Composição

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia

RESUMO

A utilização de geotecnologias, como o sensoriamento remoto, é uma das ferramentas essenciais para a análise e mapeamento (classificação) de determinadas áreas de interesse. Atualmente, o estudo e uso dessas técnicas tem auxiliado bastante na tomada de decisão a respeito do crescimento da fragmentação florestal e do desmatamento causados principalmente pelo avanço da agricultura, pecuária e pela retirada de lenha para produção de carvão. Através do mapeamento da vegetação entre os anos de 2014 e 2020, este trabalho avaliou os níveis de fragmentação da vegetação nativa do município de Chapadinha, Maranhão. Para tanto, foram utilizadas imagens do satélite Landsat 8 com 30m de resolução espacial dos anos de 2014 e 2020. Foi realizada a classificação do uso da terra em quatro categorias: Vegetação Densa, Vegetação Rala, Área Agrícola e Área Não Vegetada. Por meio de técnicas de classificação de imagens orbitais, as imagens foram classificadas e os produtos posteriormente aferidos utilizando o complemento AcATaMa — Accuracy Assessment of Thematic Maps no software Qgis 3.18.2 Zürich, visando comparar as classes de fragmentação da vegetação nativa processadas. O método de classificação supervisionada utilizado foi o da máxima verossimilhança, sendo considerada a classificação que melhor se adapta à realidade do município estudado na tentativa de alcançar os melhores resultados. Após a quantificação das áreas de vegetação nativa no município para os anos de 2014 e 2020, foi possível observar que houve um desmatamento de aproximadamente 2,62% para as classes de Vegetação Densa e Rala e também houve um incremento de 113,76% e 3,17% para as classes Área Agrícola e Área Não Vegetada respectivamente.

Palavras-chave: Sensoriamento Remoto; Fragmentação Florestal; Geotecnologias; Dinâmica de Vegetação; Cerrado.

ABSTRACT

The geotechnologies use, such as remote sensing, is one of the essential tools for analysis and mapping (classification) of certain areas of interest. Currently, the study and use of these techniques has helped a lot in decision making regarding forest fragmentation growth and deforestation caused mainly by the advance of agriculture, livestock and the removal of firewood for charcoal production. By vegetation mapping between 2014 and 2020, this work assessed the fragmentation levels of native vegetation in Chapadinha, Maranhão. For this purpose, images from Landsat 8 satellite with 30m spatial resolution were used. Land use was classified into four categories: Dense Vegetation, Thin Vegetation, Agricultural Area and Non-Vegeted Area. Using orbital image classification techniques, the images were classified and the products were subsequently measured using the AcATaMa — Accuracy Assessment of Thematic Maps complement in Qgis 3.18.2 Zürich software, in order to compare the processed native vegetation fragmentation classes. The supervised classification method used was the maximum likelihood, being considered the classification that best adapts to the studied municipality reality, in an attempt to achieve the best results. After quantifying the native vegetation areas in Chapadinha at 2014 and 2020, it was possible to observe that there was a reduction of approximately 2.62% for Dense and Thin Vegetation classes and there was also an increase of 113.76% and 3.17% for Agricultural Area and Non-Vegeted Area classes, respectively.

Keywords: Remote Sensing; Forest Fragmentation; Geotechnologies; Vegetation Dynamics; Cerrado.

1 INTRODUÇÃO

A colonização no Brasil iniciou-se na faixa costeira em direção ao interior do país, o que promoveu intensa ação antrópica ampliada através dos impactos gerados pelos diferentes ciclos de exploração e, conseqüentemente, acelera a degradação da cobertura vegetal natural da região. A formação vegetal caracterizada como Cerrado, é a segunda maior em área dentre todas as formações brasileiras, perdendo apenas para a Amazônia. O bioma tem área que equivale a cerca de 204,7 milhões de hectares, ou seja, aproximadamente 24% de todo o território brasileiro ocupando os Estados de Goiás, Tocantins, Mato Grosso do Sul, Mato Grosso, Minas Gerais, Distrito Federal, Bahia, Maranhão, Piauí e São Paulo (GOULART et al., 2015).

O Cerrado é considerado um hotspot de várias espécies vegetais e animais. É também um dos biomas brasileiros mais ameaçados pela atividade humana, pois, às políticas públicas no Brasil têm incentivado a agricultura, a pecuária e as monoculturas exóticas em seu território. Com isso, extensas áreas naturais foram perdendo seu espaço, gerando um mosaico de fragmentos de vegetação de diferentes tamanhos e graus de conservação (OLIVEIRA et al., 2017).

Ademais, o Cerrado engloba não só os aspectos ambientais, pois também é de grande importância para os aspectos sociais. Boa parte das populações sobrevivem de seus recursos naturais, incluindo etnias indígenas e quilombolas, carregando consigo um conhecimento tradicional de sua biodiversidade. O Cerrado é um dos biomas brasileiros que mais mudou com a ocupação humana. A abertura de novas áreas, visando a produção de carne e grãos para exportação, é apontada como a causa do constante esgotamento dos recursos naturais da região. Nos últimos 30 anos, o Cerrado vem sendo degradado pela expansão da agricultura brasileira. Além disso, o bioma também é alvo de uma exploração extremamente intensa de lenha para produção de carvão (MMA, 2019).

Uma das aproximações mais eficientes para entendermos a morfologia e a distribuição dos remanescentes do Cerrado é através do uso de geotecnologias, como o sensoriamento remoto (SR), que consiste no uso de satélites, equipamentos e sensores para análise da superfície da terra. As formas populares de sensoriamento remoto usadas nas ciências ambientais são imagens da superfície da Terra adquiridas de sensores (como os da série Landsat), montados em plataformas aéreas e espaciais. O sensoriamento remoto é bastante utilizado atualmente para mapear a distribuição dos ecossistemas

florestais, as flutuações globais na produtividade das plantas com a estação do ano e a estrutura tridimensional (3D) das florestas (LECHNER et al., 2020).

À medida que se disponibilizou maior quantidade de imagens de satélite aprimoradas em plataformas digitais, novas técnicas de sensoriamento remoto foram desenvolvidas para converter dados de observação da superfície terrestre em informações consideráveis sobre a natureza e as mudanças das paisagens. A disponibilidade de dados de satélite desencadeou o desenvolvimento de novos métodos para mapear a cobertura global da terra usando dados de sensoriamento remoto, como Landsat (GOLDBLATT et al., 2018).

Imagens de sensoriamento remoto fornecem uma ampla visão da superfície da Terra de tal forma que permite a identificação de determinados recursos, localizados e caracterizados a fim de utilizar dessas informações em uma ampla gama de ecologia florestal e aplicações de manejo, desde o mapeamento de espécies invasivas até o monitoramento de mudanças na cobertura da terra (como a degradação do solo), e a fragmentação do habitat (LECHNER et al., 2020).

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

O presente trabalho buscou analisar a evolução da fragmentação da vegetação nativa no município de Chapadinha, Maranhão, entre os anos de 2014 e 2020, utilizando imagens de satélite e auxílio de programas de geotecnologia, de maneira a indicar qual o histórico da fragmentação da vegetação entre 2014 e 2020, constatando se houve incremento de vegetação ou desmatamento no município.

2.2 Objetivo Específico

- Realizar a classificação do uso da terra com base em imagens de satélite em quatro categorias: Vegetação Densa, Vegetação Rala, Área Agrícola e Área Não Vegetada;
- Para cada período analisado, identificar desmatamentos e incrementos de vegetação nativa.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Fragmentação de vegetação

São vários os fatores ligados à fragmentação de vegetação nativa, que podem causar alterações na disponibilidade e qualidade dos recursos naturais, além de modificar a biodiversidade em grandes áreas. Algumas das práticas que mais contribuem atualmente para o aumento dessa fragmentação, é a exploração intensa de áreas pela agricultura e pecuária de subsistência, muito comuns na região brasileira (FERNANDES et al., 2017).

Com o passar dos anos, a humanidade procurou sempre ocupar e transformar o meio ambiente, utilizando os recursos naturais como maneira para sanar suas necessidades básicas de sobrevivência. A utilização da terra de forma desorganizada e a adoção de práticas agrícolas inadequadas são os meios que mais contribuem para reduzir a qualidade do ambiente e das terras exploradas, dificultando o uso de práticas para gestão ambiental e conservação dos recursos naturais (DECIAN et al., 2016).

As práticas agrícolas têm transformado ecossistemas naturais em antrópicos em grande parte do planeta, causando mudanças imprevisíveis na vegetação. Um dos grandes problemas ambientais da atualidade é a fragmentação da vegetação devido à ação humana. O crescimento dos modelos de produção atuais tem modificado a estrutura dos ecossistemas, assim como sua composição, favorecendo a formação de mosaicos de fragmentos (OLIVEIRA et al., 2014).

3.2 Sensoriamento remoto

O Sensoriamento Remoto (SR) é caracterizado pela utilização de sensores e equipamentos para processamento e transmissão de dados acoplados a bordo de aeronaves, espaçonaves ou outras plataformas com a finalidade de estudar e conhecer eventos e processos que ocorrem na superfície da Terra por meio do registro e da análise das interações entre a radiação eletromagnética e as substâncias que a compõem em suas mais diversas formas (VALE et al., 2018).

O sensoriamento remoto é um instrumento que utiliza um conjunto de técnicas junto a algoritmos que permitem uma avaliação e monitoramento espaço-temporal de áreas heterogêneas contando com alta precisão, avaliando especialmente a biomassa vegetal e os padrões da paisagem, por meio de indicadores para detecção de mudanças na superfície (BEZERRA et al., 2020).

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto no estudo dos recursos naturais tem apresentado alto grau de sofisticação, possibilitando a extração de informações quantitativas por meio da caracterização espectral de objetos. Na área das ciências que abordam o espaço geográfico, o sensoriamento remoto é uma ferramenta muito utilizada nos diversos campos de estudo sobre a superfície terrestre, devido a sua ampla cobertura espacial e versatilidade dos satélites. Em se tratando do uso de imagens orbitais, à capacidade de cobertura de grandes áreas, às qualidades radiométrica e geométrica dos dados e a facilidade de aquisição de imagens para dado período de tempo, podem ser apontadas como algumas de suas principais vantagens (GAIDA et al., 2020).

As técnicas de sensoriamento remoto tem um papel importante quando se observa a fragmentação da vegetação nativa de determinada região, pois atuam como ferramentas para monitoramento das alterações provocadas em áreas naturais, permitindo identificar de forma mais precisa os diferentes tipos de vegetações, o que pode possibilitar ações de interesse acadêmico, base para tomada de elaboração de planos de manejo, identificação de remanescentes de vegetação ou para o planejamento ambiental (OLIVEIRA et al., 2009).

O uso de sensores remotos para gerar estimativas da fragmentação de vegetação, são considerados essenciais para estudos sobre a perda de biodiversidade resultante da redução de grandes áreas. Desse modo, uma das vantagens da aplicação dessas estimativas em estudos de paisagem é a redução da necessidade de aquisição de informações em campo já que o monitoramento das mudanças ecológicas em nível de paisagem é todo feito pelo sensoriamento remoto (GAMARRA et al., 2021).

A união de geoprocessamento e Ecologia é um meio importante para auxiliar no entendimento de padrões espaciais ecológicos, visto que, atualmente, o aparato geotecnológico conta com diversos aplicativos computacionais equipados para gerar análises métricas descritivas das estruturas da paisagem. Em Ecologia, esses programas são utilizados para caracterizar a fragmentação de uma paisagem, pois disponibilizam valores quantitativos de extensão de área e de distribuição espacial fragmentos que compõem uma paisagem (REIS & NISHIYAMA, 2017).

3.3 Classificação supervisionada

Segundo Santos et al. (2019), a classificação de imagens pode ser entendida como uma identificação de feições na imagem, ou seja, a interpretação dos mais variados padrões de energia eletromagnética refletida em classes de uso e cobertura do solo. Em se tratando de análise quantitativa de dados de imagens, a classificação supervisionada é destacada como o procedimento utilizado com maior frequência dentro das técnicas de sensoriamento remoto.

O processo de classificação supervisionada permite associar os pixels de um raster em classes pré-estabelecidas por um supervisor, daí surge o termo supervisionada. Dessa maneira a facilidade é maior quando se trata de visualizar e localizar diferentes tipos de elementos na área analisada (SOUSA et al., 2020).

A classificação supervisionada, é caracterizada como um processo de extração de informação em imagens para identificar padrões e objetos homogêneos que são utilizados nas mais diversas áreas do geoprocessamento para mapear áreas da superfície terrestre que correspondem aos tópicos de interesse. A classificação por meio de imagens consiste na atribuição de significado a cada pixel em função de suas propriedades numéricas, de forma a gerar uma associação de classes (GASS et al., 2019).

3.4 Uso e ocupação do solo

A análise da cobertura vegetal e do uso e ocupação do solo, atualmente, conta com a junção de tecnologias tais como: sensoriamento remoto, processamento de imagens e cartografia. A interpretação e classificação das imagens ajudam tanto no controle e monitoramento quanto na tomada de decisão pelo processo de Processamento Digital de Imagens, baseado na identificação de elementos conhecidos (VALE & SILVA, 2019).

Segundo Ferreira et al. (2010), a utilização das geotécnicas de processamentos digitais de imagens tem se mostrado essenciais para se diagnosticar e acompanhar o monitoramento dos processos de uso e ocupação do solo, pois as imagens constituem importante fonte de informação sobre os fenômenos que ocorrem na superfície da terra e são importantes no estudo e modelagem das dinâmicas das mudanças.

Os estudos sobre o uso e cobertura do solo são de grande importância, visto que suas análises e mapeamentos são usuais para atualizar o conhecimento das formas de uso e cobertura do solo, sendo uma ferramenta relevante em se tratando de planejamento do território. Além disso, proporciona condições para as análises e avaliações das

transformações das paisagens, como as resultantes dos desmatamentos, da redução da biodiversidade e das mudanças e variações climáticas. Em uma escala regional e local, é essencial na identificação dos efeitos do uso desordenado da cobertura das terras, como os processos de erosão, inundações e assoreamentos dos rios, riachos, lagos e reservatórios (ABREU & BORGES, 2021).

3.5 Sensores

Os sensores são dispositivos que tem função de detectar a energia eletromagnética derivada de um objeto, transformá-la e registrá-la em sinal elétrico, de modo que este possa ser armazenado ou transmitido a fim de ser convertido em informações que descrevem as feições de cada elemento presente na superfície terrestre, onde dependendo do tipo de cada sensor, as diferentes faixas de energia eletromagnética da área de interesse podem ser coletadas por sistemas sensores imageadores ou não-imageadores (GUEDES et al., 2018).

Devido ao grande avanço em tecnologias com sensoriamento remoto orbital, surgiram muitos sensores voltados para estudos de recursos naturais na superfície da terra, destacando-se, entre eles, a série Landsat. Atualmente as imagens de satélite se configuram como objeto de estudo de clara importância, pois as imagens obtidas por meio da tecnologia dos satélites orbitais servem como base para o SR. Além disso, a fácil aquisição e qualidade das imagens disponibilizadas de forma gratuita tem colaborado para fortalecer a expansão deste tipo de tecnologia (PEREIRA et al., 2016).

O satélite Landsat8/OLI lançado em 2013, ampliou as possibilidades para a estudos e pesquisas voltadas a produção de dados e informações espaciais, apresentando novos sensores como o sensor espectral OLI (*Operation Land Imager*) e o sensor termal TIRS (*ThermalInfrared Sensor*), que trouxe uma melhor resolução espectral em comparação aos sensores anteriores. O sensor OLI conta com uma resolução espacial de 15 m no Pancromático e de 30 m no Multiespectral, o que torna possível a geração de imagens de 15 m coloridas por meio de técnicas de fusão digital, técnicas essas essenciais ao desenvolvimento de estudos mais precisos utilizando índices e classificação supervisionada (SOARES et al., 2015).

À medida que a disponibilização de imagens orbitais de média e alta resolução espacial vindas de sensores remotos cresceu, estudos que utilizam como base esses produtos também se desenvolveram no campo da análise de problemas ambientais. É

importante destacar também que as técnicas de sensoriamento remoto desempenham papel relevante nos estudos de modificações de uso e cobertura do solo. Por se tratar de produtos de baixo custo, o uso de imagens de satélites já está sendo aplicado para diversas finalidades, como no mapeamento da evolução do uso e ocupação do solo, estudo de parâmetros biofísicos e perdas de solo (SILVA et al., 2016).

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Caracterização da área de estudo

O local de estudo é o município de Chapadinha, localizando se na latitude de 3° 44' 31"S e longitude de 43° 21' 36"O de Greenwich, com uma área de 3247,159 km². Segundo a classificação de Koppen, o clima do município é do tipo tropical quente e úmido (Aw), com temperatura média anual superior a 27°C e precipitação pluvial média anual de 1835 mm, com períodos de chuva entre os meses de janeiro e junho e de seca de julho a dezembro; a umidade relativa do ar anual fica entre 73 e 79%. As altitudes são variáveis e possui relevo ondulado a suave ondulado (PASSOS et al., 2016).

Também são encontradas culturas de subsistência como o feijão, arroz, milho e mandioca e, predominantemente a soja. Há uma crescente implantação do plantio de eucalipto, além de vegetação nativa localizada principalmente nas extensas chapadas.

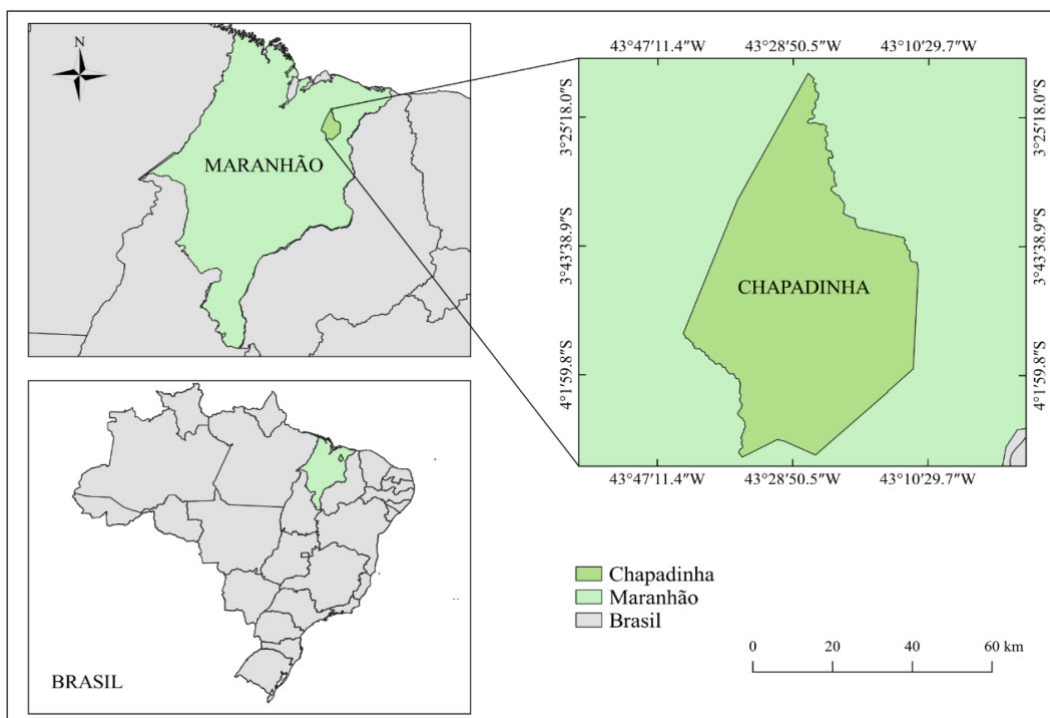


Figura 1. Mapa de localização da área de estudo.

4.2 Fluxograma metodológico

As etapas metodológicas utilizadas no mapeamento das classes para uso e ocupação do solo se encontram esquematizadas na Figura 2.

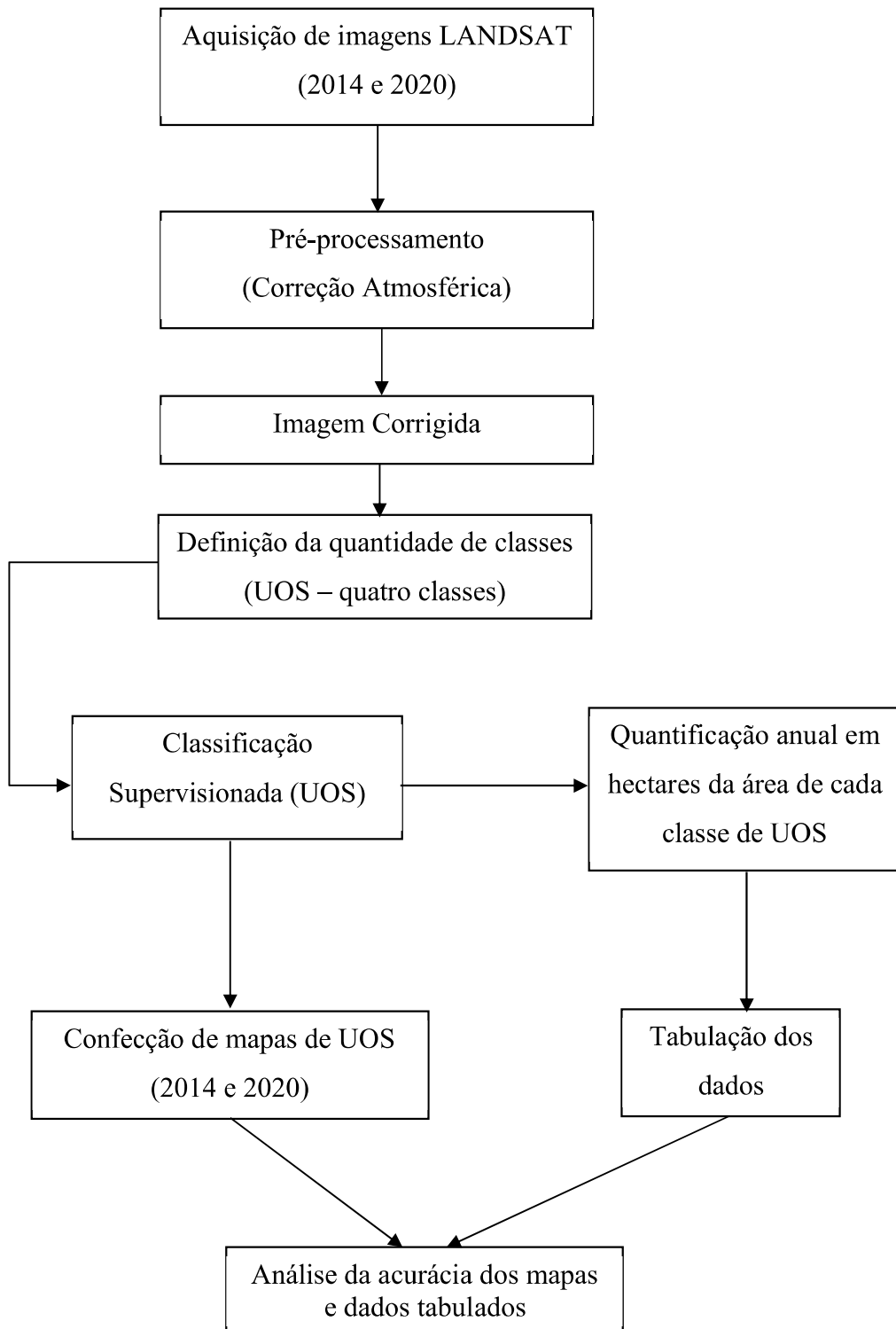


Figura 2. Fluxograma metodológico.

4.3 Obtenção e pré-processamento das imagens de satélite

Todas as imagens de satélite utilizadas foram adquiridas na plataforma Earth Explorer da USGS, e a escolha de cada imagem decorreu da baixa incidência de nuvens na área de estudo, o que permite uma análise sem interferências atmosféricas e pela necessidade ou não da elaboração de mosaico de imagens. O Datum utilizado no trabalho foi o WGS84 em projeção UTM fuso 23S.

É importante destacar que as cenas escolhidas para os anos de 2014 e 2020 foram obtidas em meses diferentes, visto que não foram encontradas cenas com baixa incidência de nuvens para o mesmo mês. Além disso, ainda foi necessário fazer o mosaico dessas imagens, pois apenas uma cena não cobria toda a área de estudo.

A etapa de pré-processamento da imagem de satélite foi realizada no software Qgis 3.18.2 Zürich por meio do complemento Semi-Automatic Classification Plugin (SCP). De início foi realizado o ajuste da reflectância de superfície, correção atmosférica e mosaico de imagens. Após estes ajustes, criou-se um “bandset”, com as bandas multiespectrais e foi realizado o recorte da imagem com a delimitação do município de Chapadinha, Maranhão.

Quadro 1. Datas dos imageamentos.

Satélite	Cena	Sensor	Data
LANDSAT - 8	LC82200622014270LGN01	OLI	27/09/2014
LANDSAT - 8	LC82200632014270LGN01	OLI	27/09/2014
LANDSAT - 8	LC82200622020303LGN00	OLI	29/10/2020
LANDSAT - 8	LC82200632020303LGN00	OLI	29/10/2020

4.4 Classificação supervisionada de imagem Landsat

Foi utilizado o método da classificação supervisionada, que tem como base o uso de algoritmos para se determinar os pixels que representam valores de reflectância característicos para uma determinada classe, tal classificação foi utilizada, pois é a mais confiável na análise quantitativa dos dados de sensoriamento remoto.

Dando prosseguimento ao estudo, se iniciou a classificação de uma imagem de satélite recente quanto à presença e ausência de cobertura de mata nativa. As imagens utilizadas são do satélite LANDSAT 8 OLI, com 30 metros de resolução espacial. A utilização de mais de uma fonte de informações orbitais, muitas vezes pode auxiliar a

detecção, identificação, delimitação e caracterização da cobertura vegetal, uma vez que diferentes horários de aquisição, ângulos de visada, resolução espectral e espacial dos satélites resultam em respostas distintas e muitas vezes complementares.

Iniciando o processo de classificação supervisionada da imagem, foram seguidos os seguintes passos, considerados essenciais:

a) Definição das classes nas quais a imagem vai ser dividida (no caso em questão foram definidas as seguintes classes: Vegetação Densa, Vegetação Rala, Área Agrícola e Área Não Vegetada).

b) Escolha de amostras de treinamento para cada classe baseado no tamanho amostral, por meio da função binomial (CONGALTON, 1988; CONGALTON e GREEN, 1999).

c) Aplicação de um algoritmo de classificação em que todos os pixels são classificados conforme o método estatístico escolhido (por exemplo, Métodos do Paralelepípedo, Mínima Distância, Mapeador de ângulo espectral ("Spectral Angle Mapper", SAM), Máxima Verossimilhança).

Pela adoção de uma classificação supervisionada, onde o usuário deve ter conhecimento prévio, foram coletadas amostras de treinamento de cada classe para cada ano, a fim de realizar a classificação de todos os outros pixels da imagem, a partir de suas assinaturas espectrais (SILVA, 2020). Além disso, nas figuras 3 e 4 é possível observar as seguintes composições coloridas utilizadas durante o processo de amostragem, são elas: 654, 543 (infravermelho colorida) e 432 (cor natural) para avaliação da vegetação.

O uso das composições coloridas, 654, 543 (infravermelho colorida) e 432 (cor natural) para a análise de vegetação nas figuras 3 e 4, foram ferramentas essenciais para coleta de amostras de treinamento no complemento SCP, pois facilitaram a identificação das 4 classes estabelecidas, além de destacar principalmente as áreas de Vegetação Densa e Vegetação Rala.

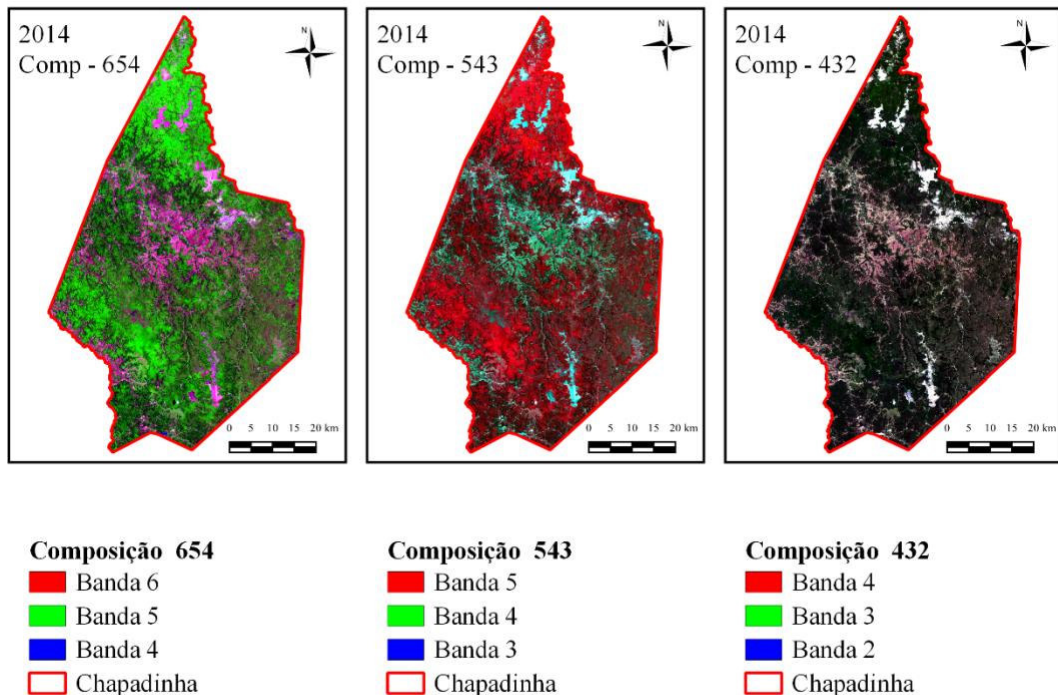


Figura 3. Composições coloridas utilizadas durante a coleta de amostras para o ano de 2014.

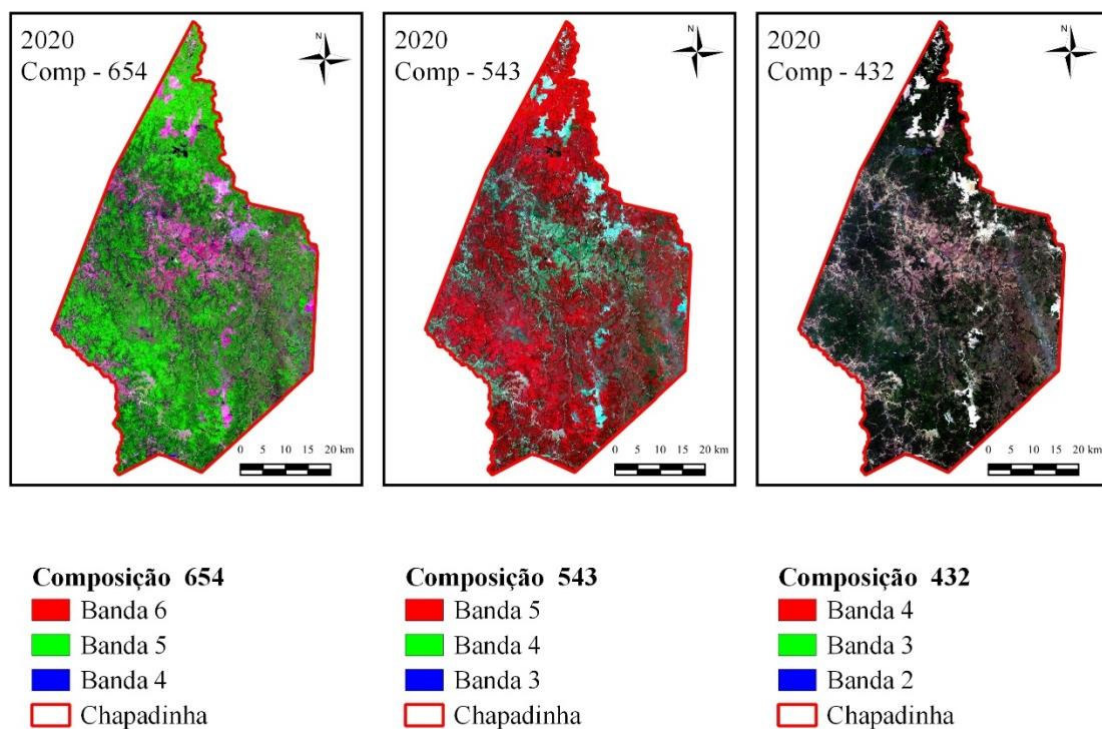


Figura 4. Composições coloridas utilizadas durante o processo de amostragem para o ano de 2020.

Assim como na etapa de pré-processamento, a classificação supervisionada foi realizada pelo complemento SCP do software Qgis 3.18.2 Zürich. Posteriormente foram geradas amostras de assinaturas digitais para cada classe de uso e ocupação do solo. Obteve-se assinaturas espectrais dos seguintes tipos de uso e ocupação do solo: Vegetação Densa, Vegetação Rala, Área Agrícola e Área Não Vegetada. O algoritmo utilizado na elaboração do mapa foi o “máxima verossimilhança”, disponibilizado no complemento SCP.

4.5 Pós-processamento

Na primeira parte do pós-processamento foi feita a análise da confiabilidade dos dados gerados pelo algoritmo da classificação supervisionada do próprio SCP, sendo o valor de acurácia calculado pelo complemento AcATaMa (Accuracy Assessment of Thematic Maps) no software Qgis 3.18.2 Zürich por meio da geração de pontos de amostragem aleatória estratificada.

A acurácia é entendida como o grau em que o mapa produzido se assemelha com a classificação de referência. Dentre os principais tipos de acurácia, pode – se citar: a precisão geral; a do usuário; e do produtor. A geral é caracterizada por fornecer ao usuário do mapa a probabilidade de que um local selecionado aleatoriamente no mapa é classificado corretamente; a precisão do usuário é a proporção da área mapeada como uma categoria que é realmente aquela categoria no terreno; a precisão do produtor é a proporção da área que é uma determinada categoria no terreno que também é mapeada como essa categoria (OLOFSSON et al., 2013).

A análise de acurácia é uma forma de avaliar a qualidade e exatidão do mapeamento realizado, onde são dadas as taxas de acerto geral, taxas de acerto e erro para cada classe definida no momento da amostragem. A acurácia do produtor (Erro de Omissão) é responsável por definir as frações de pixels de cada classe corretamente designados às suas classes pelo classificador, já a acurácia do usuário (Erro de Comissão) se refere às estimativas das frações de pixels do mapeamento corretamente classificados (AGUIAR, 2022).

O complemento AcATaMa é utilizado na avaliação de acurácia de mapas temáticos, pois conta com a análise de três tipos de acurácias, são elas: Usuário, Produtor e Global. Após a verificação da qualidade dos mapas gerados, os dados referentes as

classes Vegetação Densa, Vegetação Rala, Área Agrícola e Área Não Vegetada foram inseridos em uma planilha no Excel para geração de tabelas.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Considerando a estimativa de acurácia gerada no software Qgis 3.18.2 Zürich pelo completo AcATaMa, são apresentadas a seguir: área, erro médio e limites inferiores e superiores em hectares para cada classe de interesse nos anos de 2014 e 2020 para o município de Chapadinha, Maranhão (Tabelas 1 e 2).

Tabela 1. Área total de cada classe para a classificação supervisionada do ano de 2014.

Classes	Área (ha)	Área (%)	Erro	Limite Inferior	Limite Superior
Vegetação Densa	219.523,64	67,64%	4.346,81	211.003,90	228.043,38
Vegetação Rala	92.119,70	28,38%	4.399,49	83.496,71	10.074,27
Área Agrícola	4.659,00	1,43%	983,08	2.732,18	6.585,83
Área Não Vegetada	8.266,72	2,55%	1.419,88	5.483,75	11.049,69
Total	324.569,07				

Tabela 2. Área total de cada classe para a classificação supervisionada do ano de 2020.

Classes	Área (ha)	Área (%)	Erro	Limite Inferior	Limite Superior
Vegetação Densa	213.738,81	66,39%	3.037,58	207.785,15	219.692,47
Vegetação Rala	89.728,58	27,87%	3.611,78	82.649,49	96.807,68
Área Agrícola	9.959,03	3,09%	1.148,19	7.708,57	12.209,49
Área Não Vegetada	8.528,41	2,65%	1.834,18	4.933,41	12.123,41
Total	321.954,84				

Após comparar os dados obtidos nas tabelas 1 e 2, é possível observar que houve uma redução das áreas de Vegetação Densa e Vegetação Rala de aproximadamente 8.175,95 hectares o que corresponde a 2,62% de Vegetação do ano de 2014 para 2020.

Nota-se também consideráveis incrementos, entre 2014 e 2020, de 4.659,00 para 9.959,03 ha e de 8.266,72 para 8.528,41 ha para as classes Área Agrícola e Áreas não vegetadas, respectivamente. É possível observar que a soma total das classes definidas mostrou variações com o passar dos anos, pois a nível de estudo para quantificar as mudanças de vegetação nativa, os valores para os pixels não classificados não foram dispostos nas tabelas 1 e 2 para o período analisado.

Com base nos resultados gerados pelo complemento AcATaMa, a tabelas 3 mostra, em porcentagem, a quantificação da acurácia (produtor, usuário e global) dos dados para cada classe de interesse no ano de 2014.

Tabela 3. Quantificação da acurácia, em porcentagem, dos dados da classificação supervisionada do ano de 2014.

Classes	Acurácia do Usuário (%)	Acurácia do Produtor (%)
Vegetação Densa	97%	91%
Vegetação Rala	81%	92%
Área Agrícola	64%	90%
Área Não Vegetada	79%	65%
Acurácia Global (%)	90%	

Na tabela 3 é possível observar que a classificação de uso e ocupação do solo para a classe Vegetação Densa mostrou resultados satisfatórios quanto a precisão do usuário com 97% e apenas 3% de erro e do produtor com 91% e apenas 9% de erro; a classe Vegetação Rala também trouxe resultados satisfatórios quanto a precisão do usuário com 81% e 19% de erro e precisão do produtor com 92% e apenas 8% de erro.

As classes Área Agrícola e Área Não Vegetada também mostraram resultados satisfatórios, porém um pouco abaixo do esperado. Pois, a precisão do usuário e do produtor para a classe Área Agrícola correspondeu a 64% e 90% respectivamente, já para a Área Não Vegetada foram de 79% e 65%. Isso se deve ao fato de que há proximidade entre os valores dos pixels coletados no momento de amostragem, podendo gerar conflitos no processo de classificação, visto que a classe Área Agrícola engloba os solos preparados para plantio e a classe Área Não Vegetada engloba as áreas de solo exposto e

urbanas. Além disso, a classificação de uso e ocupação do solo para o ano de 2014 também revelou resultados de acurácia global satisfatórios com cerca de 90% de precisão. Com base nos resultados gerados pelo complemento AcATaMa, a tabelas 4 mostra, em porcentagem, a quantificação da acurácia (produtor, usuário e global) dos dados para cada classe de interesse no ano de 2020.

Tabela 4. Quantificação da acurácia, em porcentagem, dos dados da classificação supervisionada do ano de 2020.

Classes	Acurácia do Usuário (%)	Acurácia do Produtor (%)
Vegetação Densa	99%	95%
Vegetação Rala	85%	96%
Área Agrícola	100%	83%
Área Não Vegetada	86%	60%
Acurácia Global (%)	94%	

Na tabela 4 também é possível verificar que a classificação de uso e ocupação do solo do ano de 2020 para a classes Vegetação Densa e Vegetação Rala foram satisfatórias, contando com cerca de 99% de acurácia do usuário e 95% de acurácia do produtor para a Densa e com 85% de precisão do usuário e 96% do produtor para a Rala.

Já a classe Área Agrícola mostrou uma precisão do usuário de 100% e do produtor de 83%, visto que durante o processo de geração de pontos de amostragem aleatória estratificada pelo AcATaMa, o número de pontos confrontados no complemento foram corretamente classificados em comparação ao mapa de uso e ocupação do solo do ano de 2020.

A classe Área Não Vegetada contou com uma precisão do usuário de 86%, porém registrou uma acurácia do produtor com cerca de 60% e 40% de erro, essa redução foi causada principalmente pelo erro de omissão, ou seja, algumas amostras deixaram de ser coletadas e atribuídas as suas verdadeiras classes. A tabela 4 nos mostra ainda um excelente resultado de precisão global, contando com aproximadamente 94% de acurácia.

Os resultados obtidos das porcentagens de desmatamento e incremento ao longo de 6 anos entre 2014 e 2020 para as classes de interesse são encontrados na tabela 5.

Tabela 5. Quantificação em porcentagem do Incremento/Aumento ou Desmatamento/Redução para as Classes definidas entre os anos de 2014 e 2020.

Resultados (%)		
Vegetação Densa	2,64%	Desmatamento/Redução
Vegetação Rala	2,60%	Desmatamento/Redução
Área Agrícola	113,76%	Incremento/Aumento
Área Não Vegetada	3,17%	Incremento/Aumento

A tabela 5 mostra a quantificação em porcentagem do desmatamento ou incremento para as classes de interesse. Após a análise dos dados tabelados, é importante destacar que apesar da variação temporal das imagens ser apenas de 6 anos (2014 a 2020), é possível observar que tanto a classe Vegetação Densa como a Vegetação Rala sofreram desmatamento de cerca de 2,64% e 2,60% respectivamente, o que se traduz em uma redução da cobertura vegetal presente do município de Chapadinha, Maranhão.

Na classe Área Agrícola foi identificado um incremento com aproximadamente 113,76%, ou seja, um crescente aumento de áreas destinadas a agricultura. Como destacado anteriormente, apesar do tempo avaliado ser apenas de 6 anos, o processo de expansão agrícola com o passar dos anos é visível, visto que, esse avanço se deve principalmente ao desenvolvimento de novas tecnologias aplicadas ao processo de produção agrícola.

Atualmente, atividades de origem antrópica, como agricultura e pecuária, podem ser apontadas como as principais causas de mudanças no UOS. Nesse sentido, sabendo que grande parte das áreas destinadas a agricultura estão localizadas no domínio do Cerrado e que é nesse bioma onde exercem atividades voltadas a produção intensiva mescladas com a utilização de tecnologias, tais áreas tornam – se verdadeiros centros especializados na produção e troca globalizada de *commodities* agrícolas (FERREIRA, et al., 2021).

Quanto a classe Área Não Vegetada, observou – se um incremento de aproximadamente 3,17%, contemplando tanto as áreas de solo exposto como áreas urbanas. Como forma de reduzir os conflitos entre essas duas classes, uma vez que, no momento da identificação e coleta das amostras a tonalidade e valor dos pixels para as

duas se mostraram semelhantes, as amostras coletadas foram inseridas na classe Área Não Vegetada como forma de minimizar esse conflito.

O desenvolvimento das cidades brasileiras nos últimos anos tem causado o aumento da degradação ambiental nas áreas urbanas. E com esse rápido crescimento também veio uma enorme pressão sobre os recursos naturais, resultando em uma forte demanda por infraestrutura urbana adequada do ponto de vista ambiental (STANGANINI & LOLLO, 2018).

Na figura 5 está presente a representação final da classificação dos mapas de uso e ocupação do solo para os anos de 2014 e 2020 do município de Chapadinha, Maranhão. Como descrito anteriormente, embora análise do trabalho contemplar apenas 6 anos, durante o período analisado, as mudanças ocorridas foram visíveis, para as classes de Vegetação Densa e Rala e principalmente nas Áreas Não Vegetadas (áreas urbanizadas e de solo exposto) e Áreas Agrícolas.

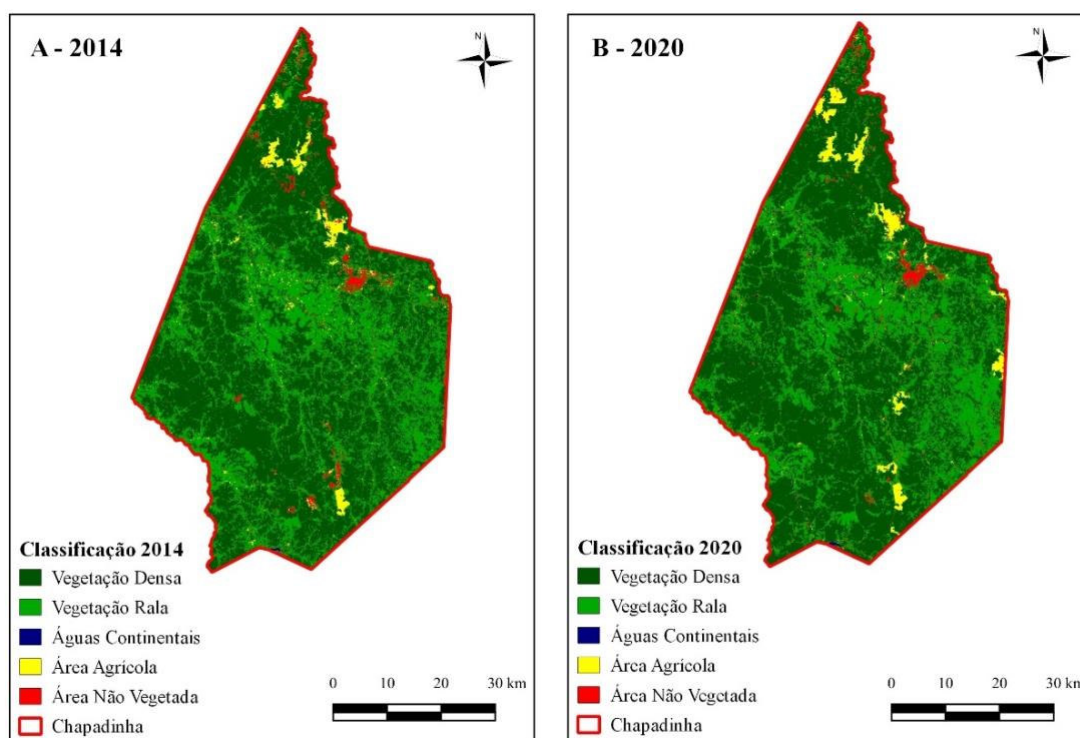


Figura 5. Mapas de Uso e Ocupação do Solo para os anos de 2014 e 2020 do município de Chapadinha – MA.

Após analisar os mapas de uso e ocupação do solo gerados no software Qgis 3.18.2 Zürich utilizando o plugin SCP para os anos de 2014 e 2020, observou-se uma redução da cobertura vegetal (Desmatamento) de 5.784,83 hectares para a classe

Vegetação Densa que em 2014 contava com uma área de aproximadamente 219.523,64 hectares e já em 2020 contava apenas com 213.738,81 hectares. A classe Vegetação Rala também mostrou uma redução da cobertura vegetal de 1.391,12 hectares, pois sua área em 2014 era de 92.119,70 hectares e já em 2020 reduziu para 89.728,58.

Para a classe Área Agrícola foram registrados incrementos durante esses 6 anos, visto que, o desenvolvimento da produção agrícola atrelado a utilização de tecnologias contribuiu bastante para o crescimento desse setor. O que antes em 2014 contava com uma área de 4.659,00 hectares, em 2020 passou a ser de 9.959,03 hectares, registrando um aumento de aproximadamente 5.300 hectares. Da mesma forma, na classe Área Não Vegetada também foi registrado um incremento de aproximadamente 261,69 hectares em sua área, já que em 2014 a mesma era de 8.266,72 hectares e em 2020 aumentou para 8.528,41 hectares.

É importante destacar que apesar das classificações de uso e ocupação do solo alcançarem valores satisfatórios de 90% e 94% para os anos de 2014 e 2020 respectivamente, as classes de uso e ocupação do solo podem ter sofrido alterações pelo fator climático, pois, as cenas coletadas para o ano de 2014 datam do final do mês de setembro onde há pouca precipitação e as cenas coletadas para o ano de 2020 datam do final do mês de outubro onde já é observado uma maior precipitação.

Segundo dados observados no site do Instituto Nacional de Meteorologia – INMET, as menores precipitações registradas para o município de Chapadinha, Maranhão estão concentradas nos meses de agosto e setembro, porém a partir do mês de outubro para novembro já é observado um crescimento nos índices de precipitação. Portanto, esse fator climático pode ter causado interferências na cobertura vegetal para as classes de Vegetação Densa e Rala, e principalmente na classe destinada as Áreas Não Vegetadas, pois, dependendo da precipitação locais que antes poderiam ser identificados durante o processo de amostragem como solo exposto devido à seca, nos meses subsequentes poderiam ser classificados como vegetação rala.

6 CONCLUSÕES

De acordo com os resultados obtidos nesse estudo, conclui-se que, para o período avaliado, houve desmatamento nas áreas classificadas como Vegetação Densa e Vegetação Rala de aproximadamente 8.175,95 hectares o que corresponde a 2,62% de redução em apenas 6 anos. Além disso, observou-se forte crescimento das áreas destinadas a agricultura, visto que houve incremento de aproximadamente 5.300,00

hectares, o que corresponde a um aumento de 113,76% de área agrícola. Além disso, a classe Área Não Vegetada registrou um incremento de 261,69 hectares, ou seja, 3,17% de aumento de 2014 para 2020.

De modo geral, é possível afirmar que tanto as áreas de vegetação densa como as de vegetação rala estão sofrendo com o desmatamento (redução) ao longo dos anos, seja pelo avanço da expansão agrícola ou pelo crescimento da urbanização. Além disso, as informações obtidas poderiam servir como base para a tomada de decisão em estudos de instituições voltadas a conservação ambiental.

A classificação do uso e ocupação utilizando o complemento SCP se mostrou satisfatória para a confecção de mapas destinados à estudos de uso e ocupação do solo e dinâmica de vegetação e a utilização do complemento AcATaMa para produzir dados de acurácia por meio da geração de pontos de amostragem aleatória estratificada, também se mostrou confiável para a avaliação da acurácia dos mapas de uso e ocupação do solo confeccionados, uma vez que a precisão global dos dados mostrou resultados satisfatórios, com valores em torno de 90% e 94% de acurácia para os anos de 2014 e 2020, respectivamente.

7 REFERÊNCIAS

ABREU, Fagne Batista de; BORGES, Elane Fiúza. Análise espacial do uso e cobertura das terras no município de São Gabriel-Bahia, 2007 e 2018. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 12, n. 7, p. 535-548, 2021.

AGUIAR, Briza da Silva. **Análise de mancha urbana a partir da série temporal de imagens Landsat: o caso das regiões administrativas Ceilândia e Pôr do Sol**. 2022. 43 f., il. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciências Ambientais) — Universidade de Brasília, Brasília, 2022.

BEZERRA, A. C. et al. Monitoramento Espaço-Temporal da Detecção de Mudanças em Vegetação de Caatinga por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 01, p. 286-301, 2020.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. **O Bioma Cerrado**, 2019. Disponível em: <https://www.mma.gov.br/biomas/cerrado>. Acesso em: 26 abr. 2020.

BRITES, R. S. **Verificação de exatidão em classificação de imagens orbitais: efeitos de diferentes estratégias de amostragem e avaliação de índices de exatidão**. 1996. 101f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1996.

CONGALTON, R.G. A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assessing the accuracy of maps generated from remotely sensed data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 54, n. 5, p. 593-600, 1988.

CONGALTON, R.G.; GREEN, K. **Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices**. New York: Lewis Publishers, 1999. 136 p.

DECIAN, Vanderlei Secreti et al. Dinâmica do uso e cobertura da terra e fragmentação florestal em uma área de drenagem no norte do Rio Grande do Sul. **Revista Perspectiva**, v. 40, n. 149, p. 21-32, 2016.

FERREIRA, André Barbosa Ribeiro et al. As mudanças no uso e cobertura da terra na região oeste da Bahia a partir da expansão agrícola. **Formação (Online)**, v. 28, n. 53, 2021.

FERREIRA, Mateus Vidotti et al. Comparação entre técnicas de classificação digital de imagens para detecção de mudanças do uso e cobertura da terra. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 62, n. 04, 2010.

GAIDA, William et al. Correção Atmosférica em Sensoriamento Remoto: Uma Revisão. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 01, p. 229-248, 2020.

GAMARRA, Roberto Macedo et al. Fragmentação da vegetação em região de área protegida no Cerrado. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 7, p. e27310716230-e27310716230, 2021.

GASS, Sidnei Luis Bohn et al. CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA NO MAPEAMENTO DO USO DO SOLO DE ITAQUI, RS—UM COMPARATIVO ENTRE OS PRODUTOS DE IMAGENS SEM E COM CORREÇÃO ATMOSFÉRICA. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 2019.

GOLDBLATT, Ran et al. Usando Landsat e luzes noturnas para classificação de imagem supervisionada baseada em pixels da cobertura do solo urbano. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**, v. 205, p. 253-275, 2018.

GOULART, A. A.; EVERTON, P.; NUCCI, João Carlos. Fragmentação da vegetação de Cerrado, entre os Anos de 1984 e 2011 no Parque Estadual do Cerrado (Jaguariaíva-PR) e em sua Zona de Amortecimento. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 3, p. 857-866, 2015.

GUEDES, Jânio; DA SILVA, Sebastião Milton Pinheiro. SENSORIAMENTO REMOTO NO ESTUDO DA VEGETAÇÃO: PRINCÍPIOS FÍSICOS, SENSORES E MÉTODOS. **Acta Geográfica**, v. 12, n. 29, p. 127-144, 2018.

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia. **Gráficos Anuais de Estações Automáticas**, 2022. Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/>. Acesso em: 22 jul. 2022.

LECHNER, Alex M.; FOODY, Giles M.; BOYD, Doreen S. Aplicações em sensoriamento remoto para ecologia e manejo florestal. **Uma Terra**, v. 2, n. 5, pág. 405-412, 2020.

MOURA FERNANDES, Márcia Rodrigues et al. Análise temporal da fragmentação florestal na região semiárida de Sergipe. **Nativa**, v. 5, n. 6, p. 421-427, 2017.

OLIVEIRA, Ademir Kleber Morbeck et al. Avaliação da perda da vegetação arbórea nativa na Serra da Bodoquena, Mato Grosso do Sul, por meio de sensoriamento remoto. **Raega-O Espaço Geográfico em Análise**, v. 17, 2009.

OLIVEIRA, Fernando Ramos de et al. ANÁLISE DA FRAGMENTAÇÃO DA PAISAGEM DA BACIA HIDROGRÁFICA DO ALTO SÃO BARTOLOMEU COMO SUBSÍDIO AO MODELO PRESSÃO-ESTADO-RESPOSTA. **Revista Espaço e Geografia**, v. 17, n. 1, 2014.

OLOFSSON, Pontus et al. Fazendo melhor uso de dados de precisão em estudos de mudança de terra: Estimando a precisão e área e quantificando a incerteza usando estimativa estratificada. **Sensoriamento Remoto do Ambiente**, v. 129, p. 122-131, 2013.

PASSOS, M. L. V., Zambrzycki, G. C., & Pereira, R. S. (2016). **Balço Hídrico e Classificação Climática para uma determinada região de Chapadinha - Ma**. *Revista Brasileira de Agricultura Irrigada*, 10(4), 758–766.

PEREIRA, L. E. et al. Aplicação de Técnicas de Processamento Digital de Imagens em Diferentes Sensores Orbitais. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 39, n. 3, 2016.

SANTOS, Adeisany Stephany Ramos Machado et al. Métodos de classificação supervisionada aplicados no uso e ocupação do solo no município de Presidente Médice–RO. **Biodiversidade**, v. 18, n. 1, 2019.

SANTOS, AR dos; PELUZIO, TM de O.; SAITO, Nathália Suemi. Spring 5.1. 2: Passo a passo: Aplicações práticas. **Alegre: Caufes**, 2010.

SILVA, Cesar de Oliveira Ferreira. Classificação supervisionada de área irrigada utilizando índices espectrais de imagens Landsat-8 com Google Earth Engine. **Irriga**, v. 25, n. 1, p. 160-169, 2020.

SILVA, J. S.; SILVA, RM da; SILVA, Alexandro Medeiros. Mudanças do uso e ocupação do solo e degradação eco-ambiental usando imagens orbitais: o estudo de caso da bacia do rio Bacanga, São Luís (MA). **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 01, p. 265-279, 2016.

SOARES, Randielly Barbosa et al. Aplicação de técnica de fusão em imagens Landsat 8/OLI. **XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto-SBSR, João Pessoa-PB, Brasil**, v. 25, p. 4836-4843, 2015.

SOUSA, Bianca Anacleto Araújo et al. Análise do crescimento urbano da cidade de Cajazeiras-PB através de imagens do RapidEye. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 9, p. 65020-65033, 2020.

STANGANINI, Fábio Noel; LOLLO, José Augusto de. O crescimento da área urbana da cidade de São Carlos/SP entre os anos de 2010 e 2015: o avanço da degradação ambiental. **urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana**, v. 10, p. 118-128, 2018.

REIS, Laís Naiara Gonçalves dos; NISHIYAMA, Luiz. A estrutura espacial dos fragmentos de vegetação nativa da Bacia Hidrográfica do Rio Araguari em Minas Gerais. **Geosul**, v. 32, n. 65, p. 30-48, 2017.

VALE, Clemeson Cardoso; SILVA, Antonia Lima. CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DOS MACIÇOS VEGETAIS E COBERTURA DO SOLO NO AGLOMERADO URBANO DE SÃO RAIMUNDO DAS MANGABEIRAS–MA. **Acta Tecnológica**, v. 14, n. 1, p. 93-101, 2019.

VALE, Jones Remo Barbosa et al. Análise comparativa de métodos de classificação supervisionada aplicada ao mapeamento da cobertura do solo no município de Medicilândia, Pará. **Interespaço: Revista de Geografia e Interdisciplinaridade**, p. 26-44, 2018.