

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE PLANALTINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS

**COMPARAÇÃO RADIOMÉTRICA DAS IMAGENS DOS
SATÉLITES LANDSAT 8 E LANDSAT 9 PARA MAPEAMENTO
DE USO E COBERTURA DE TERRAS DO MATOPIBA**

Candidata: Ana Luíza Saraiva Diniz

Orientador: Prof. Dr. Edson Eyji Sano

Brasília, 04 de março de 2024

ANA LUÍZA SARAIVA DINIZ

**COMPARAÇÃO RADIOMÉTRICA DAS IMAGENS DOS
SATÉLITES LANDSAT 8 E 9 PARA MAPEAMENTO DE USO E
COBERTURA DAS TERRAS NO MATOPIBA**

Dissertação de mestrado apresentada à banca examinadora Faculdade UnB Planaltina, como exigência para obtenção do título de mestre em Ciências Ambientais.

Área de concentração: modelagem ambiental

Orientador: Prof. Dr. Edson Eyji Sano

Brasília, 04 de março de 2024

BANCA EXAMINADORA

Edson Eyji Sano

Embrapa Cerrados – Orientador

Édson Luis Bolfe

Embrapa Agricultura Digital/ Unicamp – Examinador externo

Marcos Adami

INPE – Examinador externo

Brasília – DF

Março de 2024

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, expresso minha profunda gratidão a Deus por me fortalecer ao longo desta jornada desafiadora.

Ao professor Edson Sano, meu orientador, expresso minha sincera admiração e gratidão. Sua paciência, suporte e orientação foram fundamentais para o sucesso deste trabalho.

À minha família, dedico meu mais profundo agradecimento. Seu constante apoio e encorajamento foram a âncora que me manteve firme nos momentos difíceis. Sou imensamente grata por sempre estarem ao meu lado e por nunca deixarem que eu desistisse dos meus objetivos.

Ao professor Eraldo, a Tâmilis e a professora Erina, cujo auxílio e valiosas contribuições nesta pesquisa foram cruciais para o desenvolvimento e a qualidade deste trabalho.

Ao Édson Luis e ao Marcos Adami por aceitarem gentilmente o convite para compor a banca examinadora. Sua presença e avaliação são muito valorizadas.

Por fim, agradeço a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) pela concessão de Bolsa de Estudos para realização deste trabalho.

RESUMO

Desde 1972, os sucessivos satélites da série Landsat têm apresentado melhorias nos seus modos de imageamento, principalmente após o lançamento do Landsat 5 *Thematic Mapper* (TM) em 1985. Basicamente, os três sucessores do Landsat 5, isto é, o Landsat 7 *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+), o Landsat 8 (L8) *Operational Land Imager* (OLI) e o Landsat 9 (L9) OLI vêm operando com modos de imageamento similares. A principal diferença entre o L8 e o L9 está na resolução radiométrica, que é de 12 bits no L8 e de 14 bits no L9. Atualmente, ambos os satélites estão em operação na mesma órbita quase-polar, permitindo a redução na periodicidade de aquisição de imagens de 16 dias para 8 dias. O objetivo deste estudo foi comparar o potencial do sensor OLI a bordo dos satélites L8 e L9 para mapear classes representativas de uso e cobertura das terras no bioma Cerrado. Mais especificamente, pretende-se investigar se é possível utilizar cenas consecutivas desses dois satélites em estudos envolvendo séries temporais do sensor OLI sem a necessidade de pré-processamentos adicionais como, por exemplo, de harmonização de histogramas. A área de estudo selecionada foi no sul do estado de Piauí, região que compõe o MATOPIBA. O MATOPIBA corresponde a uma região geográfica contínua que engloba parte dos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e da Bahia e corresponde à nova fronteira agrícola no Cerrado. As seguintes classes representativas de uso e cobertura de terras são encontradas na área de estudo: Mata de galeria; Cerrado típico; Cerrado ralo; Pastagens cultivadas; Resíduo verde de cultura agrícola; Palhada seca; e Solo exposto. Toda a abordagem metodológica foi baseada na análise de duas cenas consecutivas da estação seca da área de estudo, adquiridas pelos satélites L8 e L9 em 01 de setembro de 2022 e 24 de agosto de 2022, respectivamente, ou seja, com uma diferença entre as datas de passagem dos dois satélites de oito dias. As duas cenas foram classificadas pelo método de classificação supervisionada de imagens não-paramétrica baseada em aprendizagem de máquina (*machine learning*) e denominado de Random Forest (RF). Os atributos de entrada da classificação foram seis bandas multiespectrais convertidas para reflectância de superfície; quatro índices espectrais; e cinco atributos espaciais derivados pelo método de análise estatística textural de segunda ordem conhecido como *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). A validação dos resultados do RF, baseada em 120 áreas de treinamento para cada classe de uso e cobertura de solos, mostrou ligeira superioridade do L9: 86,6% de acurácia global para L9 e 85,7% para L8, com uma diferença de 7,1% nos resultados da classificação. Foram observados erros elevados de omissão e comissão em algumas classes, notadamente decorrentes da presença de cicatrizes de queimada, plantios agrícolas com mudanças na cobertura do terreno durante o intervalo de oito dias e formações vegetacionais com transição gradativa entre elas. Os resultados obtidos sugerem que ambos os sensores dos satélites possuem potencial similar para o mapeamento de uso e cobertura de terras do MATOPIBA e, até certo ponto, do bioma Cerrado, com ligeira superioridade para L9. No entanto, como pesquisas futuras, sugere-se efetuar análises adicionais em outras áreas de estudo e envolvendo outras épocas do ano.

Palavras-chave: Uso e cobertura de terras. Cerrado. Sensoriamento remoto. Random Forest. GLCM.

ABSTRACT

Since 1972, successive series of Landsat satellites have shown improvements in their image acquisition modes, mainly after the launch of the Landsat 5 Thematic Mapper (TM) in 1985. Basically, the three successors of Landsat 5, that is, the Landsat 7 Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), the Landsat 8 (L8) Operational Land Imager (OLI) and the Landsat 9 (L9) OLI have been operating with similar image acquisition modes. The main difference between the L8 and L9 is in the radiometric resolution, which is 12 bits in the L8 and 14 bits in the L9. Currently, both satellites are operating in the same near-polar orbit, allowing an improvement in the image acquisition frequency from 16 days to 8 days. The objective of this study was to compare the potential of the OLI sensor on board the L8 and L9 satellites to map representative land use and land cover in the Cerrado biome. More specifically, we intended to investigate whether it is possible to use consecutive scenes from these two satellites in studies involving time series of the OLI sensor without the need for additional pre-processing, such as, for example, histogram equalization. The selected test site was a region of MATOPIBA located in the south of the Piauí State. MATOPIBA corresponds to a continuous geographic region that encompasses part of the states of Maranhão, Tocantins, Piauí, and western Bahia and corresponds to the newest agricultural frontier in the Cerrado. The following representative land use and cover classes are found in the test area: Gallery forest; Cerrado shrubland; wooded Cerrado; Cultivated pastures; Green residue from agricultural crops; Dry straw; and Bare soil. The entire methodological approach was based on the analysis of two consecutive scenes from the dry season of the study area, acquired by the L8 and L9 satellites on 1 September 2022 and 24 August 2022, respectively, that is, with a difference of eight days between the two overpasses. The two scenes were classified using the non-parametric, machine learning, supervised image classification method called Random Forest (RF). The input parameters for this classification were six multispectral bands converted to surface reflectance; four spectral indices; and five spatial attributes derived by the second-order statistical textural analysis method known as Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). Validation of the RF results, based on 120 training areas for each land use and cover class, showed slight superiority of L9: 86.6% global accuracy for L9 and 85.7% for L8. We found a difference of 7.1% in the final classification results. High omission and commission errors were observed in some classes, mainly due to the presence of burn scars, agricultural plantations with changes in land cover during the eight-day interval, and vegetation formations with gradual transition between them. The results obtained suggest that both satellites have similar potential for mapping land use and land cover classes in MATOPIBA and, to a certain extent, the Cerrado biome, with a slight superiority for L9. However, as future research, we suggest to carry out additional analyzes in other study areas involving other periods of the year.

Keywords: Land use and land cover. Cerrado. Remote sensing. Random Forest. GLCM.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Localizações da região do MATOPIBA no Brasil (A) e da área de estudo (cena 220/66 do satélite Landsat) no MATOPIBA.	23
Figura 2 – Composição colorida RGB falsa-cor das bandas 6, 5 e 4 das cenas do Landsat 8 (A) e Landsat 9 (B) adquiridas para este estudo	25
Figura 3 – Fluxograma com as principais etapas do estudo	26
Figura 4 – Diferenças nas frequências de ocorrência de reflectâncias das bandas 2 (azul) (A), 3 (verde) (B), 4 (vermelho) (C), 5 (infravermelho próximo) (D), 6 (infravermelho médio) (E) e 7 (infravermelho médio) (F) dos satélites Landsat 8 OLI e Landsat 9 (OLI) das cenas adquiridas sobre MATOPIBA (órbita: 220; ponto: 66) em 01 de setembro e 24 de agosto de 2022, respectivamente	31
Figura 5 – Relação entre reflectâncias obtidas pelos satélites Landsat 8 e Landsat 9 para a bandas 4 (vermelho) e para Cerrado Ralo (A), Mata de galeria (B), Pastagem cultivada (C) e Palhada seca (D). As cenas foram adquiridas sobre MATOPIBA (órbita: 220; ponto: 66) em 01 de setembro e 24 de agosto de 2022, respectivamente	32
Figura 6 – Relação entre reflectâncias obtidas pelos satélites Landsat 8 e Landsat 9 para a bandas 5 (infravermelho próximo) e para Cerrado Ralo (A), Mata de galeria (B), Pastagem cultivada (C) e Palhada seca (D). As cenas foram adquiridas sobre MATOPIBA (órbita: 220; ponto: 66) em 01 de setembro e 24 de agosto de 2022, respectivamente	33
Figura 7 – Índices de vegetação para Landsat 8 e 9: NDVI, EVI, AFRI e NDWI	34
Figura 8 – Atributos texturais obtidos para Landsat 8 e 9: homogeneidade (A), assimetria (B), energia (C), entropia (D) e variância (E)	35
Figura 9 – Resultado da classificação de uso e cobertura de terras da área de estudo baseada no algoritmo de Random Forest para as cenas do Landsat 8 (A) e Landsat 9 (B) adquiridas para este estudo	36

Figura 10 – Diferenças na porcentagem de classificação de imagens pelo algoritmo Random Forest, discriminadas por classes de uso e cobertura de terras	37
Figura 11 – Divergências nas classificações pelo método Random Forest para as cenas dos satélites Landsat 8 e Landsat 9 (cor avermelhada). A composição colorida RGB das bandas 5, 6 e 4 corresponde à cena de 01 de setembro de 2022. A divergência foi de 32,5% da área útil da cena. As subáreas 1 e 2 correspondem às áreas que estavam sem cicatriz de queimada na passagem de agosto de 2022 (Landsat 9) e com cicatrizes na passagem de setembro de 2022 (Landsat 8)	39
Figura 12 – Matriz de transição Markoviana indicando as probabilidades de mudança entre a classificação RF nas cenas dos satélites Landsat 8 e Landsat 9 para o MATOBIPA. As classes atribuídas às imagens foram: Cerrado ralo, Cerrado típico, Mata de galeria, Palhada seca, Resíduo verde de cultura agrícola (Cultura agrícola) e Solo exposto	40

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características de imageamento dos satélites Landsat 8 OLI e Landsat 9 OLI2	20
Tabela 2 – Matriz de confusão e acurácia global da classificação supervisionada pelo algoritmo Random Forest	38

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Detalhes das cenas dos satélites Landsat 8 e Landsat 9 selecionadas para este estudo	24
Quadro 2 – Parâmetros de entrada para classificação supervisionada pelo método do Random Forest	30

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS.....	9
LISTA DE QUADROS	9
CAPÍTULO 1	11
CONSIDERAÇÕES INICIAIS	11
1.1. Contextualização	11
1.2. Objetivos.....	15
CAPÍTULO 2	16
REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	16
2.1. Região Matopiba.....	16
2.2. Cerrado	17
2.3. Satélites da série Landsat.....	18
CAPÍTULO 3	22
MATERIAIS E MÉTODOS	22
3.1. Área de estudo	22
3.2. Cenas do satélite Landsat	23
3.3. Abordagem metodológica.....	24
3.3.1. Índices espectrais	26
3.3.2. Atributos texturais	28
3.3.3. Classificação Supervisionada	28
3.3.4. Matriz de transição Markoviana	30
CAPÍTULO 4	31
RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	31
4.1. Análises de Reflectância.....	31
4.2. Random Forest.....	36
CAPÍTULO 5	41
CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	41
Referências	42

CAPÍTULO 1

CONSIDERAÇÕES INICIAIS

1.1. Contextualização

A dinâmica da agricultura no Brasil vem sofrendo grande transformação, no qual o padrão de monocultura com baixa produtividade e baixa intensidade de capital, está dando lugar a uma modernização para atender um mercado externo, um novo padrão baseado no uso intensivo de capitais (BUAINAIN *et al.*, 2017). Esse avanço do agronegócio nos últimos anos devido a globalização neoliberal propicia a inserção de lugares e regiões para especialização da produção agrícola, seguindo uma tendência de territorialização. Nesse contexto, emerge uma dinâmica de fronteira do agronegócio, sendo a região de Matopiba no Brasil um dos exemplos mais expressivos e recente desse fenômeno (BLANCO *et al.*, 2021).

MATOPIBA, acrônimo formado pelas siglas dos estados do Maranhão, Tocantis, Piauí e Bahia, ocupa uma área contínua de 731.739 km², é considerada a nova fronteira agrícola do Brasil (MIRANDA; MAGALHÃES; CARVALHO, 2014) e apresenta uma produção intensiva de grãos, principalmente de soja e algodão. De acordo com os dados da Produção Agrícola Anual (PAM) do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2023), a área colhida de soja nessa região aumentou em 3,6 vezes no período 2002–2022, passando de 1,9 milhões de hectares em 2002 para 6,9 milhões de hectares em 2022 (IBGE, 2023). Em termos de produção de grãos, o aumento foi de 93% nos últimos 10 anos, passando de 18 milhões de toneladas na safra 2013/14 para 35 milhões na safra 2022/23 (MAPA, 2023). Apesar da deficiência na infraestrutura, principalmente em termos de rodovias e silos para armazenagem, essa região tem-se mostrado atrativa para os produtores de grãos por causa de preços de terras relativamente baratos, além de topografia e condições climáticas favoráveis (MAPA, 2018). Esses aumentos na área e na produção agrícola é decorrente principalmente da supressão da vegetação nativa do Cerrado. De acordo com Polizel *et al.* (2021), no período de 1990 a 2017, MATOPIBA perdeu aproximadamente 8,4 milhões de hectares de vegetação nativa de Cerrado. Essa é uma das regiões mais ameaçadas do bioma Cerrado por causa da elevada fragmentação dos remanescentes de vegetação nativa do Cerrado (ZALLES *et al.*, 2019).

Essa região que é formada majoritariamente de Cerrado antes era considerada inapto a agricultura, mas que com novas técnicas de produção desenvolvidas permitiram uma revirada na produtividade (GASQUES *et al.*, 2011). Essas novas tecnologias e mudanças abriram caminho para criação de novas fronteiras agrícolas no Brasil, com elevado potencial para exploração econômica do cerrado, mas também sujeitas a restrições ecológicas e sociais.

A flora do Cerrado é considerada a mais rica e a mais ameaçada savana do mundo. Devido ao grande percentual de endemismo e sua importância hídrica, o Cerrado é considerado assim, um *hotspot* de biodiversidade (FELFILI *et al.*, 2005). A região de Matopiba tem 91% de seu território formado pelo bioma cerrado, que vem perdendo sua vegetação nativa para as produções agrícolas e agropecuárias nessa fronteira agrícola. (WWF, 2017).

As primeiras análises espaço-temporais da expansão agrícola no MATOPIBA foram realizadas com base em séries históricas do satélite Landsat e com foco no oeste da Bahia, principalmente nos municípios de Barreiras e Luís Eduardo Magalhães (e.g., MENKE *et al.*, 2009; SANO *et al.*, 2011). Com o avanço da agricultura em direção sul de Piauí e Maranhão, o monitoramento da expansão agrícola foi estendido para outras regiões do MATOPIBA. Esse é o caso, por exemplo, do estudo conduzido por Matricardi *et al.* (2019) que analisaram a dinâmica do uso e cobertura de terras de parte do MATOPIBA com as maiores taxas de ocupação agrícola (bacias do Rio Tocantins, Atlântico – Trecho Norte/Nordeste e Rio São Francisco) entre 2000 e 2016 por meio da classificação supervisionada de imagens Landsat pela técnica de máxima verossimilhança (MAXVER). Esses autores observaram um aumento de 41% nas áreas agrícolas e solos preparados para plantio entre 2000 e 2016.

Essas análises espaço temporais foram importantes para acompanhar a dinâmica da expansão de agricultura, e as dinâmicas do uso do solo na região. Sendo essas atividades cartográficas fundamentais para apoiar, monitorar e avaliar as políticas públicas e privadas nessa região. O cerne desse estudo se baseia na importância que as imagens obtidas por meio de sensoriamento remoto têm para o monitoramento agrícola e gestão ambiental. A própria delimitação da região de MATOPIBA, diante da dinâmica e da complexidade geográfica dessa região, só foi possível obter satisfatoriamente devido

ao uso de imagens de sensoriamento remoto. Os satélites de observação da Terra têm uma grande diversidade de sensores que permitem obter imagens com diferentes características espectrais, espaciais, temporais e radiométricas, as quais se adaptam às mais diversas aplicações no meio rural.

O lançamento dos dois últimos satélites da série Landsat, denominados de Landsat 8 (L8) e Landsat 9 (L9), em 11 de fevereiro de 2013 e 27 de setembro de 2021, respectivamente, tem garantido a continuidade da missão da NASA em observar a superfície terrestre com essa série de satélites e que já dura em torno de 50 anos. Os dois satélites foram lançados na mesma órbita solssíncrona e com modos de imageamento similares, permitindo, com isso, quando combinados, a redução da periodicidade de aquisição de dados de 16 dias para 8 dias. A principal diferença está na resolução radiométrica nominal dos dois satélites, que é de 12 bits no L8 e 14 bits no L9, o que, em termos práticos, significa uma melhoria na relação sinal/ruído para detectar alvos mais escuros como massas d'água e queimadas e para alvos com cobertura vegetal verde (MASEK *et al.*, 2020; USGS, 2021). A possibilidade de combinar imagens adquiridas por esses dois satélites traz um novo alento para aplicações baseadas em séries temporais para o monitoramento de uso e cobertura de terras de diferentes regiões, principalmente de regiões tropicais, por causa da maior probabilidade de aquisição de um maior número de cenas sem cobertura de nuvens

As cenas do Landsat têm sido processadas por diversas técnicas de realce e classificação de imagens. Dentre essas técnicas, destacam-se a conversão dos valores de reflectância de superfície para índices de vegetação, geração de atributos texturais utilizando o Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) e a classificação não-paramétrica de imagens utilizando algoritmos de aprendizagem de máquina. Os diversos índices de vegetação que estão propostos na literatura podem ser agrupados em índices sensíveis à: (i) estrutura da vegetação, casos do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI) e do índice de vegetação realçado (EVI); (ii) estrutura molecular das folhas, casos do índice de água normalizada pela diferença (NDWI) e do índice de reflectância da senescência da planta (PSRI); e (iii) fisiologia da planta, por exemplo, o índice de reflectância fotoquímica (PRI) (JACON *et al.*, 2021; ARAÚJO, GALVÃO; DALAGNOL, 2023). O GLCM, proposto por Haralick, Shanmugam e Dinstein (1973), decompõe cada banda espectral em diferentes atributos texturais como assimetria, contraste, entropia, média e variância, assumindo que diferentes alvos da superfície

terrestre podem ser discriminados por meio de diferenças na textura das imagens. Dentre as técnicas mais populares de classificação de imagens baseadas na aprendizagem de máquina, incluem-se o Random Forest (RF), o Support Vector Machine (SVM), e o Artificial Neural Neighbors (ANN) (TALUKDAR *et al.*, 2020; WANG *et al.*, 2022).

A obtenção de informações a partir de imagens com o objetivo de realizar monitoramentos ambientais pode ser realizada por meio de técnicas de interpretação visual ou de classificação de imagens (VASCONCELOS e NOVO, 2004). A técnica de classificação digital de imagens refere-se ao processo de extração de informações baseada no reconhecimento de padrões e objetos homogêneos, sendo utilizada para mapeamento de áreas da superfície terrestre cobertas com diferentes categorias de uso e cobertura de terras. Os resultados da classificação digital são apresentados por meio de classes temáticas representativas de cada área de estudo selecionada (NOVO, 2010; ABREU e COUTINHO, 2014).

Na prática, imagens obtidas por diferentes satélites ou por diferentes sensores embarcados em uma mesma plataforma têm sido utilizadas indiscriminadamente para aumentar a periodicidade de aquisição de dados em séries temporais, assumindo que as diferenças nos modos de imageamento e nas características dos sensores são negligenciáveis. No entanto, o usuário deve estar atento em relação às diferenças nas séries temporais que são inerentes às diferenças nos sensores ou nos distintos modos de imageamento, em especial, nas análises que envolvem métodos quantitativos como, por exemplo, na estimativa de índices de área foliar ou biomassa a partir dos dados espectrais transformados em índices de vegetação, índices de queimada ou índices de água.

Dentro do contexto acima, o objetivo desta pesquisa de mestrado foi conduzir uma análise comparativa do desempenho de duas imagens consecutivas obtidas pelo sensor OLI embarcados nos satélites L8 e L9 da região de MATOPIBA para discriminação de classes de uso e cobertura de terras. Essa comparação foi baseada principalmente nos resultados da classificação supervisionada pelo algoritmo RF envolvendo as duas cenas selecionadas.

1.2. Objetivos

O presente trabalho tem o objetivo de conduzir uma análise do desempenho de duas imagens obtidas pelo sensor OLI nos satélites Landsat 8 e 9 na região de MATOPIBA. Como objetivos específicos, tem-se:

- a) Analisar estatisticamente os padrões radiométricos de cenas dos satélites Landsat 8 e 9 em uma região do Matopiba, convertidas para reflectância de superfície; e
- b) Comparar o potencial do sensor *Operational Land Imager* (OLI) a bordo dos satélites Landsat 8 (L8) e 9 (L9) para mapear as seguintes classes representativas de uso e cobertura de terras da região de MATOPIBA: Mata de galeria; Cerrado típico; Cerrado ralo; Pastagens cultivadas; Resíduo verde de cultura agrícola; Palhada seca; e Solo exposto.

CAPÍTULO 2

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. Região de Matopiba

A MATOPIBA é uma região de fronteira agrícola formada por áreas majoritariamente de cerrado, que agrega porções dos Estados do Maranhão, Tocantis, Piauí e Bahia. Sua denominação é formada a partir das iniciais de cada estado que a compõe, caracterizando-se pela expansão de uma fronteira agrícola baseada em tecnologias de alta produtividade, com crescente interesse devido ao seu potencial agrícola (EMBRAPA, 2014; ARAÚJO *et al.*, 20193).

A delimitação da região foi estabelecida pelo Plano de Desenvolvimento Agropecuário (PDA) do Matopiba e a criação do Comitê Gestor via Decreto Federal nº 8.447 de 2015 (BRASIL, 2015). Atualmente as disposições acerca do Plano estão presentes no Decreto nº 11.767 de 2023, renomeado para: Plano de Desenvolvimento Agropecuário e Agroindustrial do Matopiba - PDA-Matopiba, cuja finalidade é promover e coordenar políticas públicas voltadas ao desenvolvimento econômico, ambiental e social sustentável, fundado nas atividades agrícolas, pecuárias e agroindustriais que resultem na melhoria da qualidade de vida da população (BRASIL, 2023).

Desde meados da década de 70 o cerrado tornou-se alvo de exploração econômica, marcado pela revolução que permitiu o preparo e uso do solo para a agricultura empresarial, que até então ele era considerado impróprio para determinados cultivos (XAVIER, 2019). A descoberta de que solos pobres, ácidos e de baixa produtividade pode ser corrigidos com a adição de calcário e a vantagem de o cerrado estar inserido em áreas planas, bem drenadas e com estações bem definidas foi o ponto de virada para o cerrado se tornar alvo de cobiça de agricultores nacionais e internacionais (AUBERTIN, 2013).

Com essa descoberta do contorno da infertilidade do solo somado as políticas públicas, as terras baratas e as condições climáticas favoráveis, muitos produtores e investidores foram atraídos para cultivos de grãos como: soja, algodão e milho. (MAGALHÃES; MIRANDA, 2014). A primeira grande expansão iniciou-se na fronteira agrícola que já existia no estado do Mato Grosso. À medida que as cidades se desenvolviam e a produção agrícola se fortalecia, outras regiões passaram a ser

exploradas como a vila de Mimoso do Oeste e Barreiras, ambas localizada no Estado da Bahia. Com o passar do tempo os estados do Maranhão, Tocantins e Piauí também foram incorporados, formando coletivamente um centro de agronegócio chamado de MATOPIBA (HORVAT *et al.*, 2015).

A região do MATOPIBA é formada por 31 microrregiões, 337 municípios e ocupa uma área de aproximadamente 73 milhões de hectares. Sendo 143 municípios do Maranhão, 130 do Tocantins, 33 do Piauí e 30 da Bahia. Essa delimitação foi definida pelo Grupo de Inteligência Territorial Estratégica (GITE) da EMPRAPA que se baseou na extensão de cerrado existente nesses estados (91% da área da MATOPIBA encontra-se no Cerrado) e com base nos dados socioeconômicos do IBGE (65% da população do MATOPIBA encontra-se nas áreas urbanas e 35% na área rural). A região abarca quatro grandes bacias hidrográficas: Parnaíba; Atlântico Nordeste Ocidental; Tocantins-Araguaia e São Francisco (EMBRAPA, 2014).

Além da relevância ambiental, essa região possui grande importância social, abrigando uma população de 25 milhões de habitantes. Também estão dentro da região de abrangência do MATOPIBA 28 terras indígenas, 42 unidades de conservação ambiental, 865 assentamentos rurais e 34 territórios quilombolas (EMBRAPA, 2014). Essas comunidades dependem dos recursos dessa região para sua subsistência, além de contribuírem para formação do patrimônio histórico e cultural do Brasil (HECK; MENEZES, 2016).

Com as constantes mudanças de uso da terra que geram uma degradação da cobertura vegetal da região do MATOPIBA, faz-se necessária a implantação de estratégias de restauração. Sendo assim, estudos que trazem uma abordagem das imagens de sensoriamento remoto constituem-se em fortes subsídios para as pesquisas relacionadas a região degradada.

2.2. Cerrado

O termo Cerrado é usado para designar o conjunto de ecossistemas formado por savanas, matas, campos e matas de galeria do Brasil Central (EITEN, 1977). Ele ocupa aproximadamente 22% do território brasileiro, situando-se entre os paralelos 3° e 24° de latitude Sul e entre 41° e 63° de longitude Oeste, abrangendo parcialmente 10 estados brasileiros - Goiás, Tocantins, Mato Grosso, Mato Grosso do Sul, Rondônia, Minas

Gerais, Bahia, Maranhão, Piauí, São Paulo e o Distrito Federal, além de englobar pequenas porções dos estados do Pará, Roraima e Amapá (WWF, 1995).

O Cerrado é uma savana tropical composta por vegetação rasteira, arbustiva e gramíneas que coexistem com árvores e arbustos esparsos, sobre um solo ácido e relevo predominantemente suave ondulado. O clima dessa região é estacional, em que um período chuvoso de cerca de seis meses é seguido por um outro período seco, também de aproximadamente seis meses. A precipitação média anual é de cerca de 1.500 mm e as temperaturas são geralmente amenas ao longo do ano, entre 18 °C e 27 °C em média (KLINK, 2005).

Devido à sua biota ter grande percentual de endemismo e devido à sua importância hídrica, o Cerrado é considerado um *hotspot* mundial para conservação da biodiversidade (MITTERMEIER *et al.*, 1999). Estima-se que há, no Cerrado, um terço da biota brasileira e cerca de 5% da fauna e flora mundial (WWF, 1995). O Cerrado é o segundo maior bioma brasileiro, ocupando diversas bacias hidrográficas (Amazonas, Tocantins, Paraná, Paraguai, São Francisco e Parnaíba), servindo de interconexão com quatro dos cinco biomas brasileiros: Amazônia, Caatinga, Pantanal e Mata Atlântica (KLINK e MACHADO, 2005).

A vegetação nativa do bioma Cerrado vem sendo suprimida de forma acelerada devido às ações antrópicas e às atividades agropastoris (FERREIRA, 2020). Essa forte pressão de ocupação agrícola tem causado perda de biodiversidade, fragmentação e degradação de remanescentes de vegetação natural do Cerrado (KLINK e MACHADO, 2005). De acordo com Lima *et al.* (2011), essa degradação também gera impactos na segurança hídrica do Brasil, pois as nascentes de três grandes bacias hidrográficas brasileiras (Paraná, São Francisco e Araguaia-Tocantins) encontram-se no referido bioma. No Cerrado, são gerados mais de 50% da energia hidrelétrica do País.

O Cerrado é bastante vulnerável do ponto de vista ambiental, sendo necessários esforços e estratégias para conservação, recuperação e gestão desse bioma.

2.3. Satélites da série Landsat

O uso de ferramentas e técnicas de processamento e análise de dados de satélites remonta desde a década de 1970, com o lançamento, pelos Estados Unidos, do satélite denominado *Earth Resources Technology Satellite 1* (ERTS-1), posteriormente denominado de Landsat. O programa Landsat, da Agência Espacial dos Estados Unidos

(NASA), tem a função de monitorar o planeta e fornecer informações fundamentais sobre alterações causadas por ações antrópicas, fenômenos naturais ou associadas a mudanças climáticas globais (COHEN e GOWARD, 2004). O fornecimento sistemático e regular de imagens de satélite permite diferentes tipos de análises baseadas na série histórica de dados. Essa análise multitemporal de imagens de sensoriamento remoto permite, por exemplo, a caracterização da dinâmica de cobertura da superfície terrestre (BRUZZONE *et al.*, 2003).

O programa Landsat reflete bem a história da observação da Terra a partir do espaço (JEFFREY *et al.*, 2020). De acordo com o U.S. Geological Survey (USGS), a série Landsat passou a ter esse nome em 1972. Trata-se de um projeto da NASA da década de 1960, sendo criada para ser dedicada à observação de recursos naturais terrestres. Atualmente, a missão já conta com o lançamento de nove satélites. O programa Landsat é o único e o mais antigo programa de observação da Terra que tem operado quase que ininterruptamente por mais de 50 anos (BELWARD e SKØIEN, 2015).

Os dados orbitais do satélite Landsat são os que possuem a série histórica mais longa da atualidade. Essa série iniciou-se em 1985 com o lançamento do satélite Landsat 5 *Thematic Mapper* (TM). Desde então, com os sucessivos lançamentos do Landsat 7 *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+) e do Landsat 8 *Operational Land Imager* (OLI), os dados vêm sendo disponibilizados para os usuários em geral de forma gratuita e sem mudanças bruscas nos modos de imageamento. Com o lançamento do Landsat 9 OLI2 em setembro de 2021, a expectativa é a de que essa série histórica se estenda por mais 10 anos no mínimo. Os Landsat 8 e Landsat 9 são os satélites atualmente em operação. As principais características desses dois satélites são mostradas na Tabela 1.

O Landsat 8, lançado em 11 de fevereiro de 2013, possui nove bandas espectrais e opera com os instrumentos *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). As principais características que diferenciam o Landsat 8 das séries anteriores são a inclusão do sensor OLI que deu continuidade aos sensores TM e ETM+, a quantização em 12 bits e a inclusão de duas novas bandas espectrais nas faixas do visível e infravermelho de ondas curtas. Uma delas é projetada para estudos de áreas costeiras e outra para detecção de nuvens do tipo *cirrus*.

Tabela 1. Características de imageamento dos satélites Landsat 8 OLI e Landsat 9 OLI2.

Satélite	Landsat 8	Landsat 9
Data de Lançamento	11/02/2013	27/09/2021
Resolução espacial	30 m	30 m
	15 m na banda pancromática	15 m na banda pancromática
Resolução espectral (m)	B1: 0,43 – 0,45	B1: 0,43 – 0,45
	B2: 0,45 – 0,51	B2: 0,45 – 0,51
	B3: 0,53 – 0,59	B3: 0,53 – 0,59
	B4: 0,64 – 0,67	B4: 0,64 – 0,67
	B5: 0,85 – 0,88	B5: 0,85 – 0,88
	B6: 1,57 – 1,65	B6: 1,57 – 1,65
	B7: 2,11 – 2,29	B7: 2,11 – 2,29
	B8: 0,50 – 0,68	B8: 0,50 – 0,68
	B9: 1,36 – 1,38	B9: 1,36 – 1,38
Resolução temporal	16 dias	16 dias
Resolução Radiométrica	16 bits	14 bits
Área imageada	185km x 185km	185km x 185km

Os sensores do Landsat 8 têm atendido os requisitos técnicos de desempenho, no entanto, seus instrumentos sofreram duas anomalias: contaminação excessiva por luz difusa e uma falha precoce no codificador de posição do espelho de seleção de cena, problemas esses que foram corrigidos no Landsat 9 (JEFFREY *et al.*, 2020). A distribuição de suas bandas no espectro eletromagnético se dá da seguinte forma: banda 1 - costal; banda 2 - azul; banda 3 - verde; banda 4 - vermelho; banda 5 - infravermelho próximo; banda 6 - infravermelho médio; banda 7 - infravermelho médio; banda 8 - pancromático; banda 9 - *cirrus*.

O Landsat 9, lançado em 27 de setembro de 2021, é o mais recente satélite do programa Landsat. O objetivo do seu lançamento foi garantir a continuidade da missão Landsat. É esperado ainda que a qualidade de dados de ambos os satélites seja consistente em termos de geometria de aquisição, calibração, características de cobertura e características espectrais. O Landsat 9 integra os sensores OLI-2 e o sensor infravermelho térmico (TIRS-2), réplicas melhoradas e quase idênticas dos instrumentos a bordo do Landsat 8. A principal diferença está na resolução radiométrica. Os dados do Landsat 9 OLI-2 são adquiridos com quantização de 14 bits, superior à de 12 bits do Landsat 8, o que, em teoria, melhora a detecção de áreas mais escuras como água ou florestas densas e de alvos mais claros, por exemplo, areias quartzosas. Ambos os instrumentos do Landsat

9 (OLI-2 e TIRS-2) têm uma perspectiva de vida útil de pelo menos cinco anos (JEFFREY *et al.*, 2020).

O Landsat 9 possui a mesma periodicidade de aquisição de imagens da superfície terrestre que o Landsat 8 (16 dias) e ambos estão em órbita coplanar de 180° de defasagem, permitindo reduzir a periodicidade de aquisição de dados para 8 dias quando os dois satélites são combinados. A manutenção dos parâmetros de imageamento do Landsat 8 no Landsat 9 facilita a integração de imagens de ambos os satélites. Como cada um produz aproximadamente 750 cenas de 185 km × 185 km por dia, os dois satélites adicionam quase 1.500 novas cenas por dia na central de dados do USGS.

Os dois satélites, Landsat 8 e Landsat 9, quando combinados, podem fornecer assim, imagens a cada 8 dias, dependendo da cobertura de nuvens. Por causa da similaridade dos sensores e nos modos de imageamento, há uma tendência de uso combinado de cenas obtidas por esses dois satélites para diversas aplicações relacionadas com monitoramento ambiental. No entanto, pequenas diferenças na construção dos sensores podem provocar alterações na série temporal que não têm relação direta com mudanças no alvo. Por exemplo, Miura *et al.* (2008) demonstraram que os valores de índices de vegetação obtidos dos sensores *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) e *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER), ambos embarcados na plataforma Terra, eram diferentes, mesmo que obtidos simultaneamente por uma mesma plataforma orbital. Ressalta-se, assim, a importância da análise da consistência das imagens adquiridas por esses dois satélites para auxiliar os processos de tomada de decisão.

CAPÍTULO 3

MATERIAIS E MÉTODOS

3.1. Área de estudo

A área de estudo corresponde aos limites da cena 220/66 do sistema de referência mundial do Landsat (Figura 1; latitude central: $-8,744^\circ$; longitude central: $-44,829^\circ$), localizada na porção leste do MATOPIBA, mais especificamente, no sul do estado do Piauí. Cada cena Landsat ocupa uma área em torno de $185 \text{ km} \times 185 \text{ km}$. Essa cena está localizada inteiramente no bioma Cerrado, com precipitação mínima, média e máxima anual de 810 mm, 1.055 mm e 1.300 mm, respectivamente, segundo dados mensais do *Tropical Rainfall Measuring Mission* (TRMM), produto 3B43, versão 7, com resolução espacial aproximada de 25 km do período de 1998–2015 (SIMPSON *et al.*, 1996). O solo predominante é o Latossolo Amarelo distrófico de textura média, vindo, a seguir, o Latossolo Amarelo ácrico de textura média e argilosa (IBGE, 2017). As unidades geomorfológicas mais extensas são os platôs rebaixados e a depressão interplanáltica (IBGE, 2009). Segundo o mapeamento de uso e cobertura de terras do Projeto MapBiomias (MAPBIOMAS, 2023), as duas classes predominantes são as formações savânicas e o plantio de soja, as quais ocupam 67% e 23% da área coberta pelas cenas do Landsat, respectivamente.

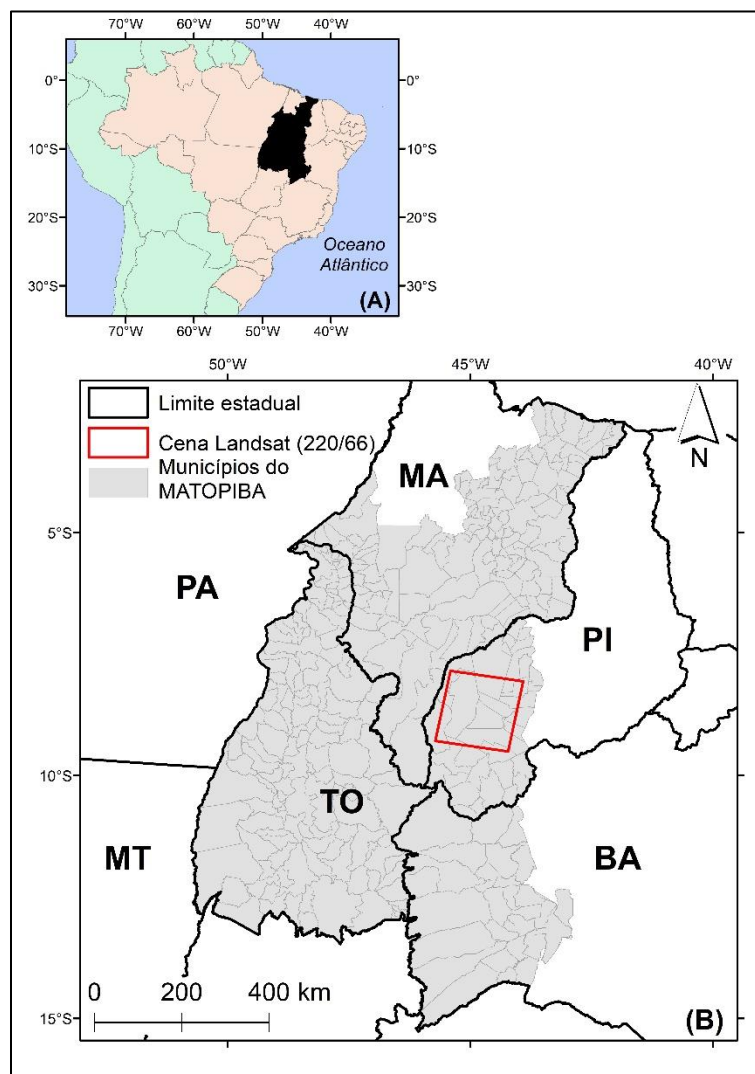


Figura 1 - Localizações da região do MATOPIBA no Brasil (A) e da área de estudo (cena 220/66 do satélite Landsat) no MATOPIBA.

3.2. Cenas do satélite Landsat

Foram selecionadas duas cenas dos satélites L8 e L9 adquiridas em 01 de setembro de 2022 e 24 de agosto de 2022 e sem cobertura de nuvens, respectivamente. As cenas encontram-se disponíveis para download na plataforma *earth explorer* (<https://earthexplorer.usgs.gov>) do Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS) como produtos da coleção 2 e nível 2 de pré-processamento, isto é, convertidos para reflectância de superfície (Quadro 1). Desde o lançamento do primeiro satélite em 1974, as imagens da série Landsat têm sido as mais utilizadas no mapeamento e monitoramento da superfície terrestre (WULDER *et al.*, 2019; MASEK *et al.*, 2020). Esse uso foi

intensificado a partir de meados da década de 2000, quando os acessos a essas cenas se tornaram gratuitos. O sensor Operational Land Imager (OLI), a bordo dos satélites L8 e L9, opera com uma periodicidade de 16 dias, resoluções radiométricas de 12 bits (L8) e 14 bits (L9) e 11 bandas espectrais, compostas por oito bandas multiespectrais com resolução espacial de 30 m, duas bandas termais com resolução de 100 m e uma banda pancromática com resolução de 15 m. Neste estudo, foram consideradas as seis bandas multiespectrais (bandas 2 a 7). De uma maneira geral, os satélites L8 e L9 fornecem imagens da superfície terrestre de forma consistente e com características espaciais, temporais, espectrais e geométricas similares, exceto a capacidade mais alta do L9 em detectar um maior número de objetos e com maior precisão devido à sua melhor resolução radiométrica (SHAHFAHAD *et al.*, 2023).

Quadro 1 – Detalhes das cenas dos satélites Landsat 8 e Landsat 9 selecionadas para este estudo. OLI = *Operational Land Imager*.

Características	Landsat 8	Landsat 9
Sensor	OLI	OLI
Órbita/Ponto	220/66	220/66
Data de passagem	01 de setembro de 2022	24 de agosto de 2022
% de cobertura de nuvens	0%	0%
Periodicidade	16 dias	16 dias
Resolução espacial	30 m	30 m
Resolução radiométrica	12 bits	14 bits
Ângulo de elevação solar	57,37°	55,31°
Bandas multiespectrais (*)	B1 Banda 1 Azul costal (0,43–0,45 μm)	B1 Banda 1 Azul costal (0,43–0,45 μm)
	B2 Banda 2 Azul (0,45–0,51 μm)	B2 Banda 2 Azul (0,45–0,51 μm)
	B3 Banda 3 Verde (0,53–0,59 μm)	B3 Banda 3 Verde (0,53–0,59 μm)
	B4 Banda 4 Vermelho (0,64–0,67 μm)	B4 Banda 4 Vermelho (0,64–0,67 μm)
	B5 Banda 5 Infravermelho próximo (0,85–0,88 μm)	B5 Banda 5 Infravermelho próximo (0,85–0,88 μm)
	B6 Banda 6 Infravermelho médio (1,57–1,65 μm)	B6 Banda 6 Infravermelho médio (1,57–1,65 μm)
	B7 Banda 7 Infravermelho médio (2,11–2,29 μm)	B7 Banda 7 Infravermelho médio (2,11–2,29 μm)

(*) O sensor OLI possui ainda duas bandas termais e uma banda termal que não foram consideradas nesta pesquisa.

3.3. Abordagem metodológica

Na Figura 3, é mostrado o fluxograma com as principais etapas do trabalho. A primeira etapa da abordagem metodológica foi selecionar duas cenas adquiridas consecutivamente pelos satélites L8 e L9 com boa qualidade radiométrica e com um mínimo de cobertura de nuvens (Figura 2). As áreas esverdeadas nas imagens apresentadas correspondem à vegetação nativa do Cerrado, enquanto as áreas avermelhadas e esbranquiçadas correspondem à agricultura de sequeiro e as manchas escuras, às áreas queimadas.

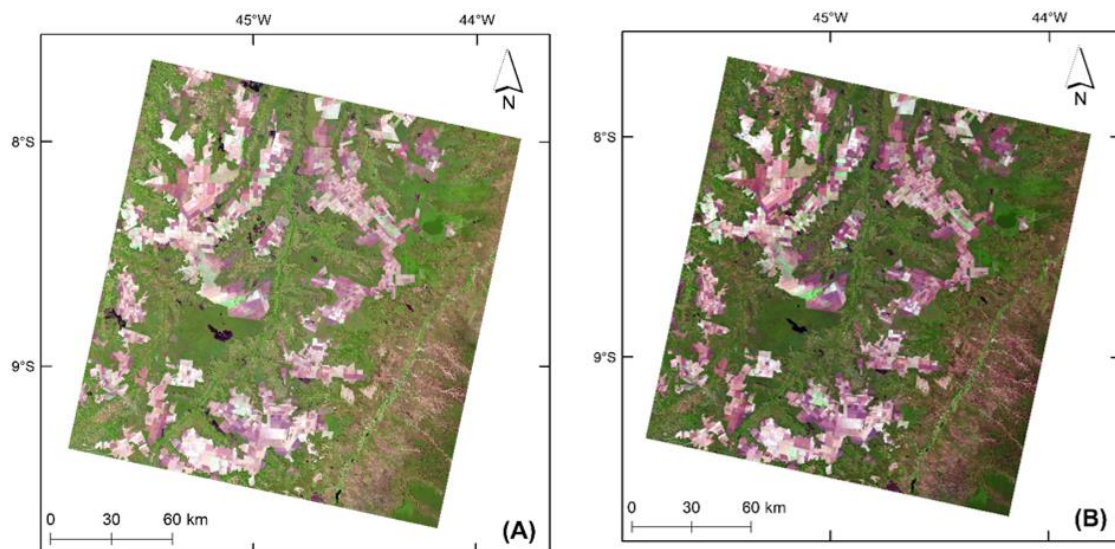


Figura 2 – Composição colorida RGB falsa-cor das bandas 6, 5 e 4 das cenas do Landsat 8 (A) e Landsat 9 (B) adquiridas para este estudo.

Em seguida, as imagens de reflectância foram convertidas para os seguintes índices espectrais: Índice de Vegetação de Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Vegetação Livre de Aerossóis (AFRI), Índice de Vegetação Aprimorado (EVI) e Índice de Águas de Diferença Normalizada (NDWI); e para atributos texturais por meio da técnica de *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Com as bandas espectrais originais, os índices espectrais e os atributos texturais foi realizado por meio do classificador *Random Forest* a classificação temática. A consistência foi analisada estatisticamente por meio de análise da discrepância da classificação (acurácia global, erros de omissão e comissão) e probabilidade de mudanças das classes de uso e cobertura de terras (Matriz Markoviana).

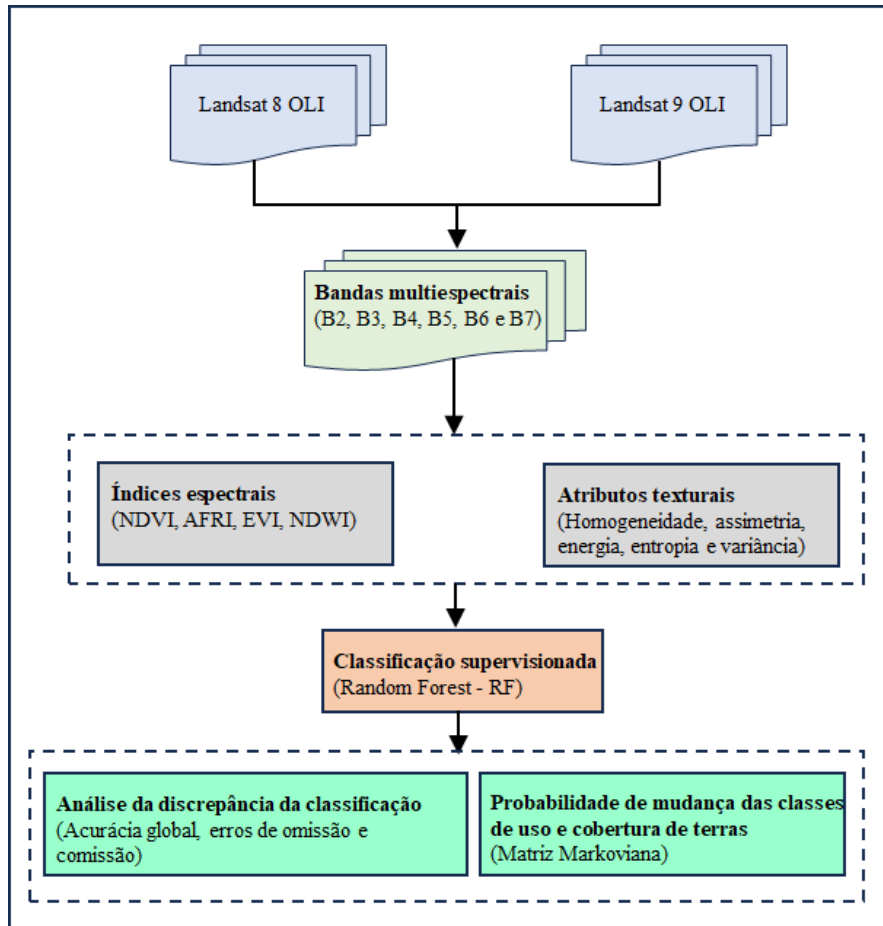


Figura 3 - Fluxograma com as principais etapas do estudo.

3.3.1. Índices espectrais

Inicialmente, as imagens de reflectância foram convertidas para os índices de vegetação NDVI, índice de vegetação livre de aerossóis (AFRI), EVI e NDWI. O NDVI, proposto por Rouse *et al.* (1973), é um índice que permite caracterizar e quantificar parâmetros estruturais da vegetação, tais como biomassa, porcentagem de cobertura verde e fração absorvida da radiação fotossinteticamente ativa.

O NDVI relaciona a alta reflectância da vegetação verde nos comprimentos de onda da região do infravermelho próximo e a elevada absorção da radiação pela clorofila na região espectral do vermelho para obter um índice normalizado que varia de -1 a +1. Sua equação é dada por (Eq. 1):

$$NDVI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{VM}}{\rho_{IVP} + \rho_{VM}} \quad (1)$$

em que ρ_{IVP} corresponde à banda na faixa espectral do infravermelho próximo e ρ_{VM} corresponde à banda na faixa espectral do vermelho.

O AFRI, proposto por Karnieri *et al.* (2001), também corresponde a um índice de vegetação por diferença normalizada, similar ao NDVI, porém, utiliza as bandas do infravermelho próximo e do infravermelho médio (Eq. 2). O AFRI também é sensível à vegetação fotossinteticamente ativa, no entanto, em relação ao NDVI, é mais sensível ao conteúdo de água nas plantas do que ao conteúdo de clorofila e menos sensível aos efeitos do espalhamento da radiação eletromagnética pelas partículas e aerossóis presentes na atmosfera (BEM-ZE'EV *et al.*, 2006).

$$AFRI = \frac{\rho_{IVP} - 0,66 \times \rho_{IVM}}{\rho_{IVP} + 0,66 \times \rho_{IVM}} \quad (2)$$

em que ρ_{IVP} corresponde à banda na faixa espectral do infravermelho próximo e ρ_{VM} corresponde à banda na faixa espectral do vermelho.

O EVI (HUETE *et al.*, 2002) foi desenvolvido para ser o segundo índice de vegetação a ser disponibilizado como um dos produtos *ready-to-use* (prontos para serem utilizados) do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) a bordo das plataformas Terra e Aqua da NASA. As principais vantagens do EVI são a menor sensibilidade para efeitos de solos e da atmosfera e, em relação ao NDVI, o seu menor ponto de saturação em regiões com alta densidade de biomassa, por exemplo, para florestas tropicais densas. A equação do EVI é dada por (Eq. 3):

$$EVI = 2,5 \times \frac{\rho_{IVP} - \rho_{VM}}{\rho_{IVP} + 6 \times \rho_{VM} - 7,5 \times \rho_{AZ} + 1} \quad (3)$$

em que ρ_{AZ} corresponde à banda na faixa espectral do azul e ρ_{VM} corresponde à banda na faixa espectral do vermelho.

O NDWI, proposto por Gao (1996), corresponde a um índice normalizado que tem o objetivo de realçar a cobertura vegetal baseada no conteúdo de água nas plantas. O NDWI é obtido por meio do uso de uma banda no infravermelho próximo (comprimento de onda centrada em 0,86 μm) e de outra banda no infravermelho médio (comprimento de onda centrada em 1,24 μm), ou seja, em comprimentos de onda em que a vegetação

verde possui as reflectâncias mais altas (Eq. 4). Esses dois comprimentos de onda correspondem aproximadamente às bandas 5 e 6 do sensor OLI, respectivamente.

$$NDWI = \frac{\rho_{IVP} - \rho_{IVM}}{\rho_{IVP} + \rho_{IVM}} \quad (4)$$

em que ρ_{IVP} corresponde à banda do infravermelho próximo e ρ_{IVM} corresponde à banda do infravermelho médio.

3.3.2. Atributos texturais

A terceira etapa do trabalho envolveu o cálculo de atributos texturais para cada uma das seis bandas multiespectrais dos satélites L8 e L9, baseado no método do GLCM, proposto por Haralick *et al.* (1973). Esses atributos texturais têm sido utilizados por diversos autores para discriminar classes de uso e cobertura de terras em diferentes ecossistemas e utilizando diferentes sensores imageadores (e.g., TASSI; VIZZARI, 2020; IQBAL *et al.*, 2021). O método GLCM produz uma matriz de frequência relativa $P(i,j,d,\theta)$, que considera dois pixels vizinhos separados por uma distância d e com uma orientação θ em relação ao outro em uma sub-região da imagem, sendo um pixel de escala cinza i e o outro de escala cinza j . Quatro possíveis adjacências são definidas, sendo elas: horizontal (0°), vertical (90°) e duas diagonais (45° e 135°). A partir dessa matriz, é possível extrair diversos atributos texturais como a entropia, homogeneidade, variância, correlação, média, energia, contraste, dissimilaridade e segundo momento angular. Para a utilização do método GLCM, é necessário selecionar um tamanho de janela de pixels a ser considerado. Neste estudo, foram testados quatro tamanhos de janela para cada atributo textural: 5×5 , 7×7 , 9×9 e 11×11 . Tamanhos pequenos (por exemplo, 3×3) podem amplificar ruídos enquanto tamanhos grandes (e.g., 13×13) podem suavizar textura em excesso (SOTHE *et al.*, 2017). No entanto, outros estudos registraram melhorias na classificação de culturas agrícolas quando atributos texturais derivados de tamanhos de janelas grandes foram considerados (KWAK; PARK, 2019). Neste estudo, foi selecionada a janela 9×9 que apresentou os melhores resultados segundo os testes preliminares realizados com os quatro tamanhos de janela acima mencionados.

3.3.3. Classificação supervisionada

A etapa seguinte do trabalho envolveu a classificação supervisionada e não-paramétrica pelo método de aprendizagem de máquina denominado de Random Forest

(RF) (BREIMAN, 2001). As classes de vegetação nativa utilizadas para a classificação foram baseadas no sistema de classificação da vegetação do Cerrado, proposta por Ribeiro e Walter (2008): Cerrado ralo, Cerrado típico e Mata de galeria. A essas três classes, foram acrescentadas mais quatro classes de uso de terras comumente encontradas na área de estudo na estação seca: Pastagem cultivada, Palhada seca, Resíduo verde de cultura agrícola e Solo exposto. As bandas espectrais originais, junto com os índices de vegetação e os atributos texturais gerados, foram utilizados como parâmetros de entrada para a referida classificação (Quadro 2). O RF utiliza amostras selecionadas aleatoriamente com repetição para treinamento do classificador, com base no princípio da árvore de decisão, onde um número aleatório de árvores é construído para uma classificação com maior acurácia. Para cada classe de uso e cobertura de terras, foi selecionado um total de 120 áreas de treinamento, com número total de pixels variando de 3.689 para Mata de galeria a 100.967 para Cerrado ralo. Para validação, foi selecionado um total de 30 amostras para cada classe. Essas áreas de treinamento foram selecionadas com suporte das imagens de alta resolução espacial, disponíveis na plataforma Google Earth™. Para cada pixel, cada árvore escolhe a classe temática com maior probabilidade de acerto, onde a classe mais votada é a que será utilizada ao final no classificador. Após testes preliminares, foi utilizado o valor padrão (*default*) para o número de variáveis no subconjunto aleatório em cada nó (*mtry*), enquanto o número de árvores (*mtree*) foi definido como sendo 300. Após inspeção visual dos atributos texturais gerados pelo programa *Sentinel Application Platform* (SNAP) da Agência Espacial Europeia (ESA), foram selecionados os seguintes atributos gerados para a banda 5: homogeneidade, assimetria, energia, entropia e variância.

As diferenças nas respostas espectrais das duas cenas dos satélites L8 e L9 foram avaliadas com base na análise gráfica dos valores de reflectância das bandas multiespectrais e na análise dos resultados da classificação RF em termos de acurácia global e erros de omissão e comissão derivados da matriz de confusão. As discrepâncias na capacidade dos satélites L8 e L9 em detectar objetos foram analisadas com base na matriz de transição Markoviana, apresentada a seguir.

Quadro 2 – Parâmetros de entrada para classificação supervisionada pelo método do Random Forest.

Parâmetros	Descrição
Bandas espectrais	2 (azul), 3 (verde), 4 (vermelho), 5 (infravermelho próximo), 6 (infravermelho médio) e 7 (infravermelho próximo)
Índices de vegetação	NDVI, AFRI, EVI e NDWI
Atributos texturais	Homogeneidade, assimetria, energia, entropia e variância, derivados da banda 5

3.3.4. Matriz de transição Markoviana

A Matriz Markoviana calcula a probabilidade da mudança das classes analisadas de uso do solo em função do tempo. O resultado obtido é a discrepância entre dois mapas de uso e cobertura de terras, calculada pixel a pixel. Em outras palavras, a matriz calcula as taxas de mudança de cada classe por meio de uma comparação cruzada, indicando os percentuais de alteração entre cada classe (SHAHFAHAD *et al.*, 2023).

A matriz de transição Markoviana foi construída utilizando o programa RStudio a partir do pacote *raster*. A mudança da cobertura em relação ao tempo considerou o satélite L9 como período inicial e o L8 como o período final. Os valores dos pixels classificados pelo RF das cenas L8 e L9 foram extraídos, contabilizados e transformados em probabilidades. As diagonais x e y da matriz indicam a capacidade de detecção das mudanças para a mesma classe em ambas as cenas e a soma de cada linha deve ser equivalente a 100% das probabilidades para cada classe. A identificação da transição de pixels de uma classe para outra, dentro do intervalo de tempo especificado, pode ser observada na seguinte equação (Eq. 4):

$$p = p_{ij} = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{pmatrix}, \quad p_{t+1} = p_{t_0} p_{t_1} \quad (5)$$

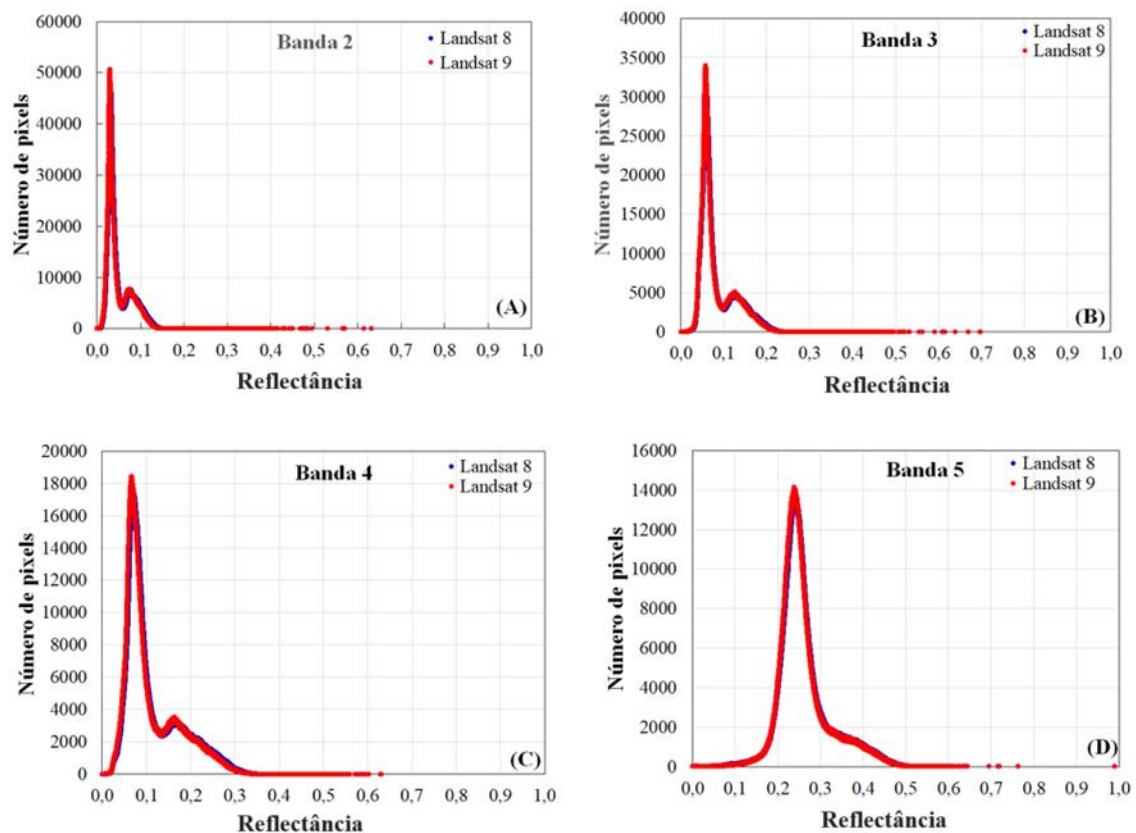
em que p_{ij} é uma matriz que contém três classes e p equivale a probabilidade de transição do estado i para j , no intervalo de tempo de t_0 para t_1 .

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Análises de Reflectância

Considerando-se as duas cenas dos satélites Landsat 8 e 9 das cenas adquiridas na área de estudo como um todo, foram comparadas as diferenças nas frequências de ocorrência de reflectância das bandas 2 (Azul), 3 (verde), 4 (vermelho), 5 (infravermelho próximo), 6 (infravermelho médio) e 7 (infravermelho médio), conforme a Figura 4. Observou-se que os valores de reflectância, principalmente nas quatro primeiras bandas (2, 3, 4 e 5), encontram-se bastante próximos (Figura 4). As exceções ficaram por conta das bandas 6 e 7 do infravermelho médio que apresentaram uma ligeira tendência de aumento de reflectância na imagem do L8, adquirida oito dias após a passagem do L9.



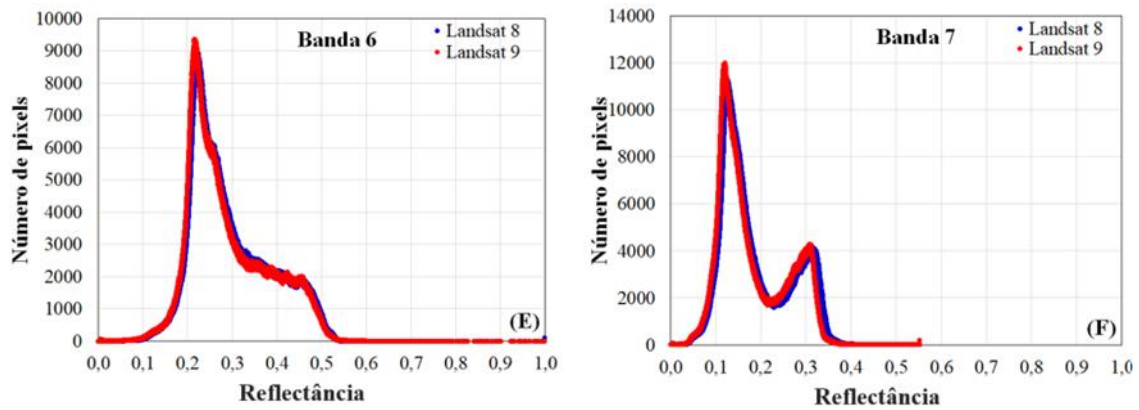
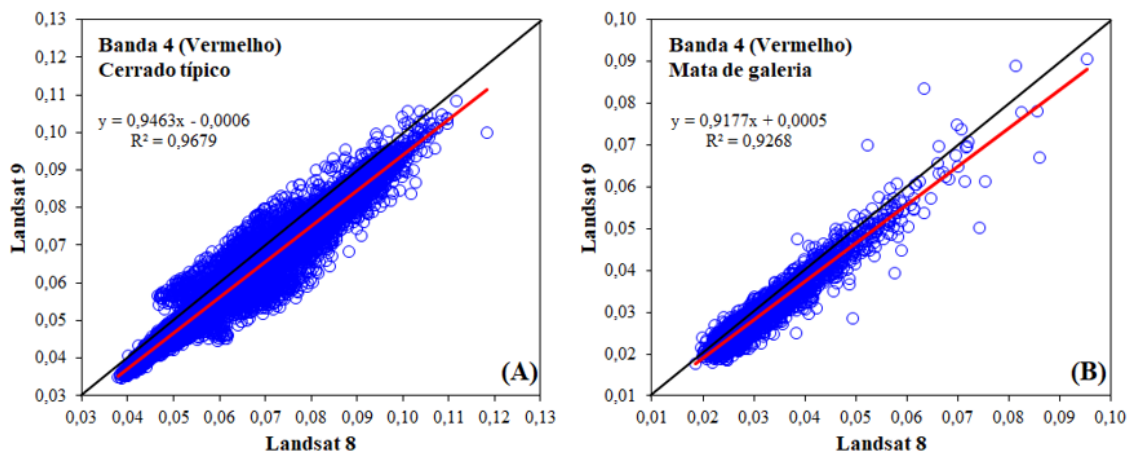


Figura 4 - Diferenças nas frequências de ocorrência de reflectâncias das bandas 2 (azul) (A), 3 (verde) (B), 4 (vermelho) (C), 5 (infravermelho próximo) (D), 6 (infravermelho médio) (E) e 7 (infravermelho médio) (F) dos satélites Landsat 8 OLI e Landsat 9 (OLI) das cenas adquiridas sobre MATOPIBA (órbita: 220; ponto: 66) em 01 de setembro e 24 de agosto de 2022, respectivamente.

A mesma tendência de similaridade na reflectância de superfície foi encontrada também em nível de classes de uso e cobertura de terras mais representativas da área de estudo. Na Figura 5 são mostradas as relações entre reflectâncias obtidas pelos satélites L8 e L9 na banda 4 (vermelho) de duas classes de vegetação nativa (Cerrado típico e Mata de galeria) e de duas classes agrícolas (Pastagem cultivada e Palhada seca). A banda 4 representa uma região espectral em que há forte absorção da radiação eletromagnética pela atividade fotossintética da vegetação verde (JENSEN, 2006). Os valores de R^2 foram altos para todos os alvos ($R^2 \geq 0,90$), com maior tendência de dispersão para a palhada seca. Houve uma ligeira tendência dos valores de reflectância serem um pouco mais altos para o L8. Tendência similar foi encontrada para a banda 5 (Figura 6) e para outras bandas e outros alvos (não mostrada neste artigo). A banda 5 apresentou uma forte reflexão da radiação incidente pela vegetação devido à estrutura foliar interna das folhas.



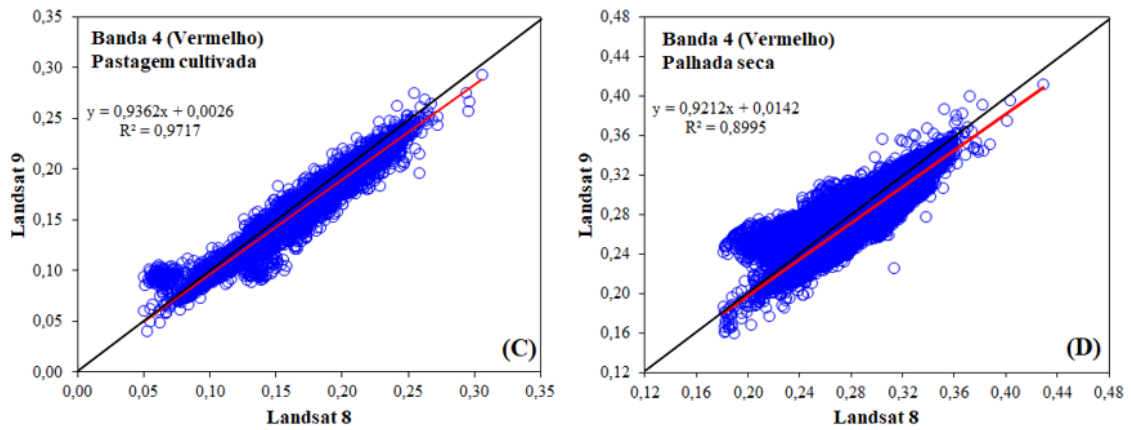


Figura 5 - Relação entre reflectâncias obtidas pelos satélites Landsat 8 e Landsat 9 para a bandas 4 (vermelho) e para Cerrado Ralo (A), Mata de galeria (B), Pastagem cultivada (C) e Palhada seca (D). As cenas foram adquiridas sobre MATOPIBA (órbita: 220; ponto: 66) em 01 de setembro e 24 de agosto de 2022, respectivamente.

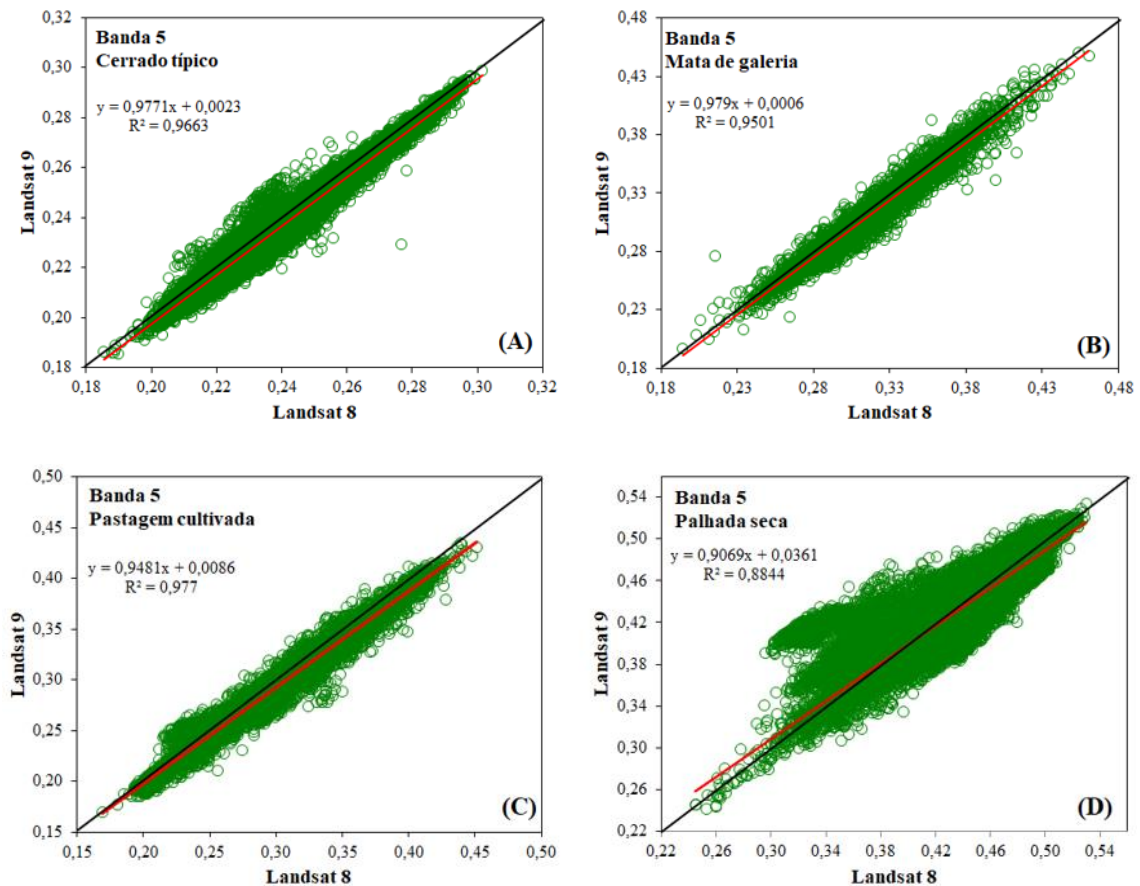


Figura 6 - Relação entre reflectâncias obtidas pelos satélites Landsat 8 e Landsat 9 para a bandas 5 (infravermelho próximo) e para Cerrado Ralo (A), Mata de galeria (B), Pastagem cultivada (C) e Palhada seca (D). As cenas foram adquiridas sobre MATOPIBA (órbita: 220; ponto: 66) em 01 de setembro e 24 de agosto de 2022, respectivamente.

Após o estudo de relação entre reflectâncias, procedeu-se com as etapas (conforme itens 3.3.1 e 3.3.2) para obtenção dos índices espectrais e atributos texturais para obtenção da classificação supervisionada da área de estudo. Dessa forma, será representado a seguir os mapas obtidos.

A Figura 7 traz os mapas de índices espectrais NDVI, AFRI, EVI e NDWI para o Landsat 8 e 9. Os atributos texturais utilizados (homogeneidade, Segundo Momento Angular - ASM, energia, entropia e variância) estão representados na Figura 8.

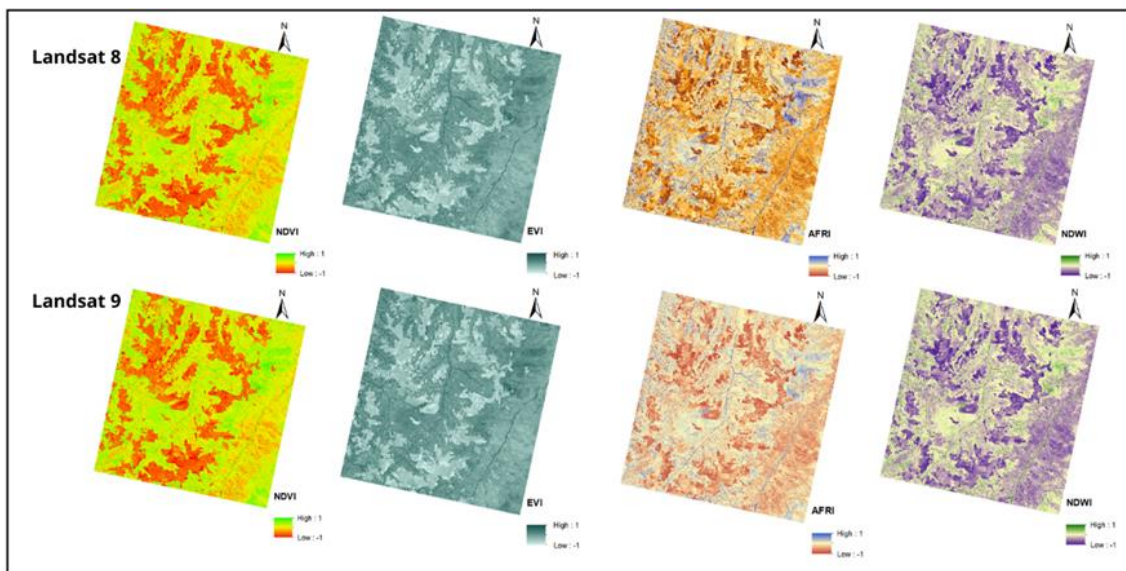


Figura 7 - Índices de vegetação para Landsat 8 e 9: NDVI, EVI, AFRI e NDWI.

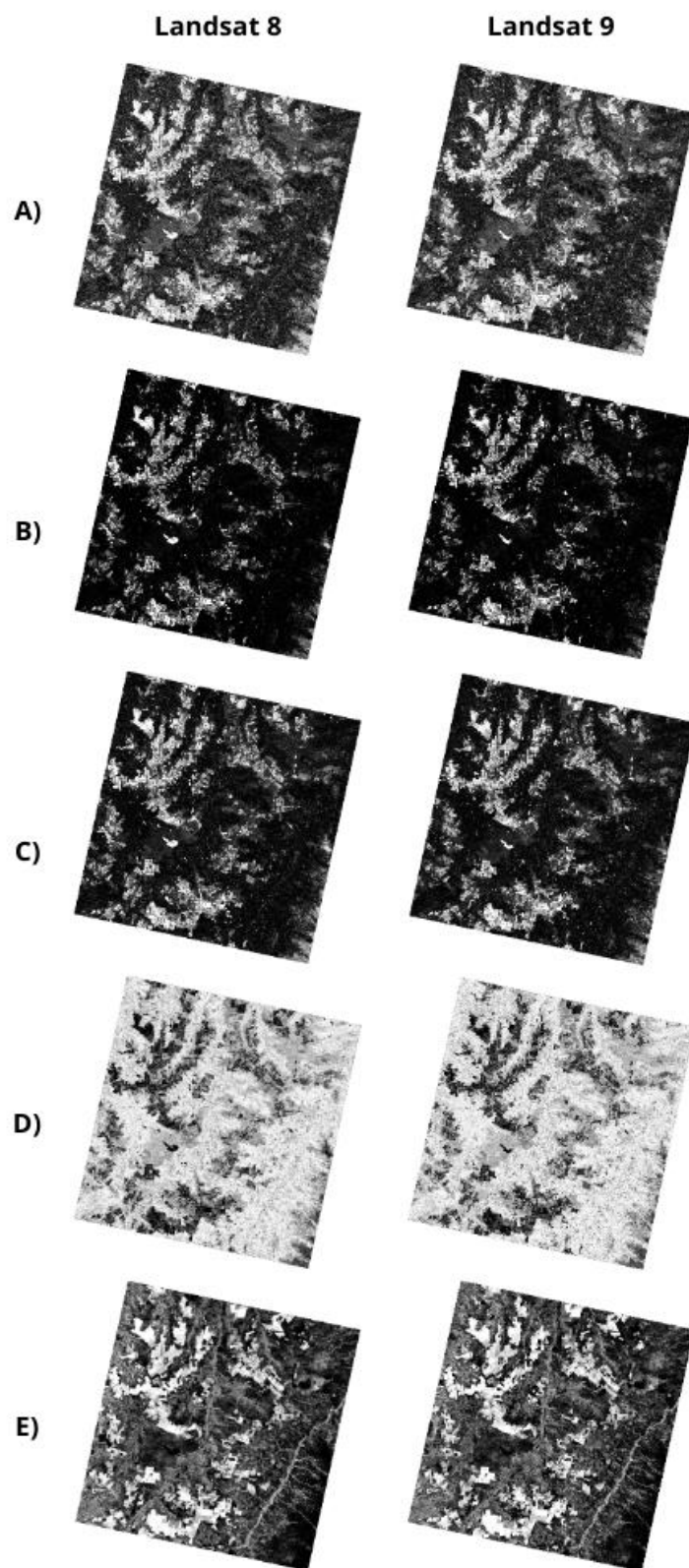


Figura 8 - Atributos texturais obtidos para Landsat 8 e 9: homogeneidade (A), assimetria (B), energia (C), entropia (D) e variância (E).

4.2. Random Forest

Com os índices espectrais, os atributos texturais e as bandas foram obtidos a classificação supervisionada. Na Figura 9, são apresentados os mapas finais da classificação RF para os satélites L8 e L9, considerando-se as seguintes classes de uso e cobertura de terras: Mata de galeria, Cerrado típico, Cerrado ralo, Pastagem cultivada, Resíduo verde de cultura agrícola, Palhada seca e Solo exposto.

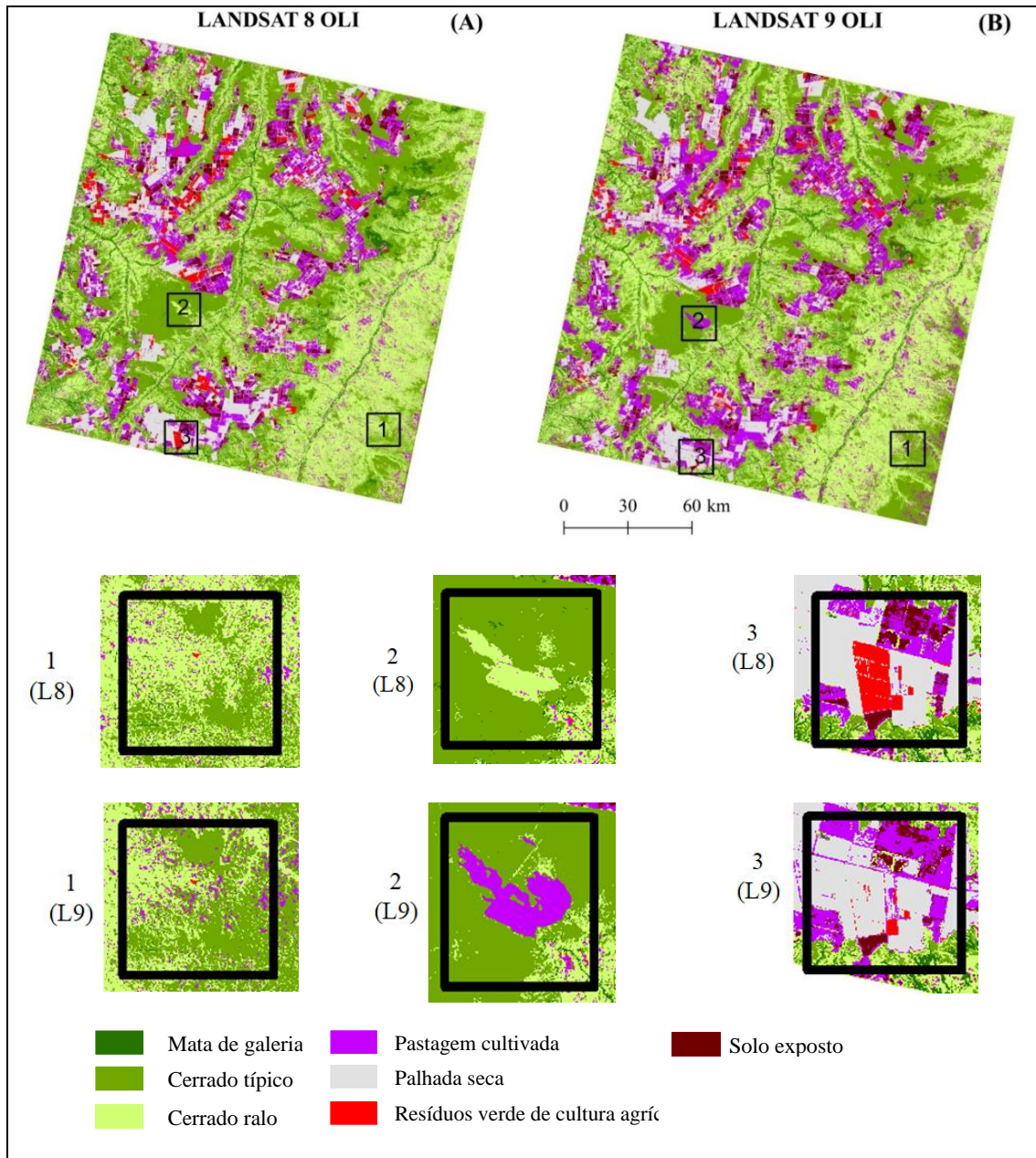


Figura 9 - Resultado da classificação de uso e cobertura de terras da área de estudo baseada no algoritmo de Random Forest para as cenas do Landsat 8 (A) e Landsat 9 (B) adquiridas para este estudo.

A classe dominante em ambas as imagens foi a do Cerrado ralo que ocupou 37,9% na cena do L8 e 36,3% na cena do L9 (Figura 10). Essa classe de vegetação nativa do Cerrado encontra-se distribuída em toda a cena, porém, com uma concentração maior na porção leste da cena. A classe que apresentou a maior diferença entre os dois satélites foi a de Pastagem Cultivada: 16,3% na cena do L8 e 13,2% na cena do L9. Embora a maioria das sete classes tenha apresentado um padrão similar nos dois mapas de uso e cobertura de terras, algumas diferenças marcantes podem ser observadas nos resultados da classificação RF (subáreas 1, 2 e 3, Figura 9). Na subárea 1, percebe-se uma detecção maior da classe Cerrado ralo no L8 e do Cerrado típico no L9. Essa discriminação das diferentes fitofisionomias do Cerrado corresponde a uma das grandes dificuldades no mapeamento de vegetação nativa do Cerrado por causa da transição gradual entre as formações campestres, savânicas e florestas desse bioma, conforme ressaltado por Sano *et al.* (2019). No centro da subárea 2, aparece uma extensa mancha que foi mapeada como Cerrado ralo no L8 e como Pastagem cultivada no L9. Por causa da cobertura predominantemente gramínea dessas duas formações, não é raro que essas duas classes também sejam confundidas em resultados de classificação supervisionada de imagens. Na subárea 3, há uma região mapeada como Resíduo verde de cultura agrícola no L8 e como Palhada seca no L8. Nesse caso, as diferenças nas classificações podem estar associadas à dinâmica temporal das áreas de agricultura, mesmo em um tempo relativamente curto de oito dias.

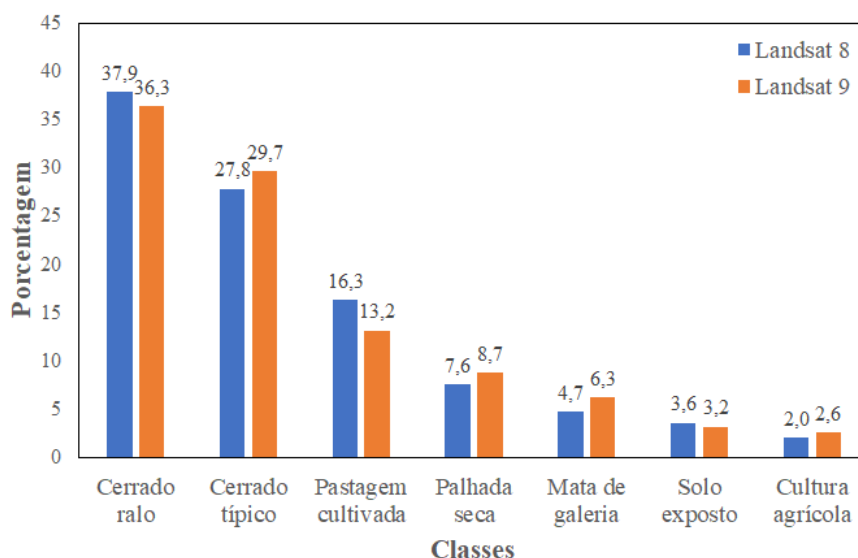


Figura 10 - Diferenças na porcentagem de classificação de imagens pelo algoritmo Random Forest, discriminadas por classes de uso e cobertura de terras.

As acurácias globais dos resultados da classificação pelo algoritmo RF encontradas se apresentam na (Tabela 2). Elas foram similares para os dois satélites, com uma ligeira superioridade para o L9 (86,6%) em relação ao L8 (85,7%). Esses valores estão acima da porcentagem mínima de 80% de acurácia desejada nos mapeamentos temáticos de uso e cobertura de terras, conforme reportado por Anderson (1976). Erros de omissão e comissão foram maiores para a Pastagem cultivada para ambos os satélites, L8 e L9. Neste caso, as confusões maiores foram com as classes Solo exposto e Cerrado ralo, as quais possuem elevada similaridade espectral entre si. Aqui, é importante ressaltar que as acurácias globais e erros de omissão e comissão são afetados por um conjunto de fatores como número e distribuição das amostras de treinamento e validação ou técnica de amostragem utilizada. No nosso estudo, ressalta-se que o objetivo final da classificação por aprendizagem de máquina não foi a obtenção de acurácias mais altas possíveis, mas sim, comparar as acurácias obtidas pelos dois satélites L8 e L9 a partir da análise do algoritmo RF.

Tabela 2 – Matriz de confusão e acurácia global da classificação supervisionada pelo algoritmo Random Forest das cenas adquiridas pelos satélites Landsat 8 (A) e Landsat 9 (B) na porção leste do MATOPIBA, com 95% de intervalo de confiança. CR = Cerrado ralo; CT = Cerrado típico; RV = Resíduo verde de cultura agrícola; MG = Mata de galeria; PAL = Palhada seca; PAS = Pastagem cultivada; SE = Solo exposto; EO = erro de omissão; EC = erro de comissão.

		Classificação RF (Landsat 8)									
		CR	CT	RV	MG	PAL	PAS	SE	TOTAL	EO (%)	EC (%)
Validação	CR	26	0	0	0	0	3	1	30	13,3	21,2
	CT	0	27	0	3	0	0	0	30	10,0	0
	RV	0	0	28	0	1	1	0	30	6,7	6,7
	MG	0	0	0	30	0	0	0	30	0	9,1
	PAL	0	0	0	0	30	0	0	30	0	6,3
	PAS	7	0	2	0	0	21	0	30	30,0	41,7
	SE	0	0	0	0	1	11	18	30	40,0	5,3
	TOTAL	33	27	30	33	32	36	19	210		
Acurácia global = 85,7%											
(A)											
		Classificação RF (Landsat 9)									
		CR	CT	RV	MG	PAL	PAS	SE	TOTAL	EO (%)	EC (%)
Validação	CR	21	0	0	0	0	9	0	30	30,0	26,7
	CT	0	27	0	3	0	0	0	30	10,0	0
	RV	0	0	29	0	0	1	0	30	3,3	3,3
	MG	0	0	0	30	0	0	0	30	0	11,8
	PAL	0	0	4	0	25	0	0	29	13,8	12,1
	PAS	4	0	2	0	1	23	0	30	23,3	43,8
	SE	0	0	0	0	1	3	26	30	13,3	0
	TOTAL	25	27	35	33	27	36	26	209		
Acurácia global = 86,6%											
(B)											

As divergências nos resultados das classificações envolvendo cenas do L8 e L9 são mostradas na Figura 11. Os pixels com conectividade abaixo de 500 pixels foram agrupados na classe adjacente de uso e cobertura de terras de maior expressão por meio do uso da função *crivo*, disponível no software QGIS, com o intuito de minimizar o aspecto salpicado nos resultados das classificações.

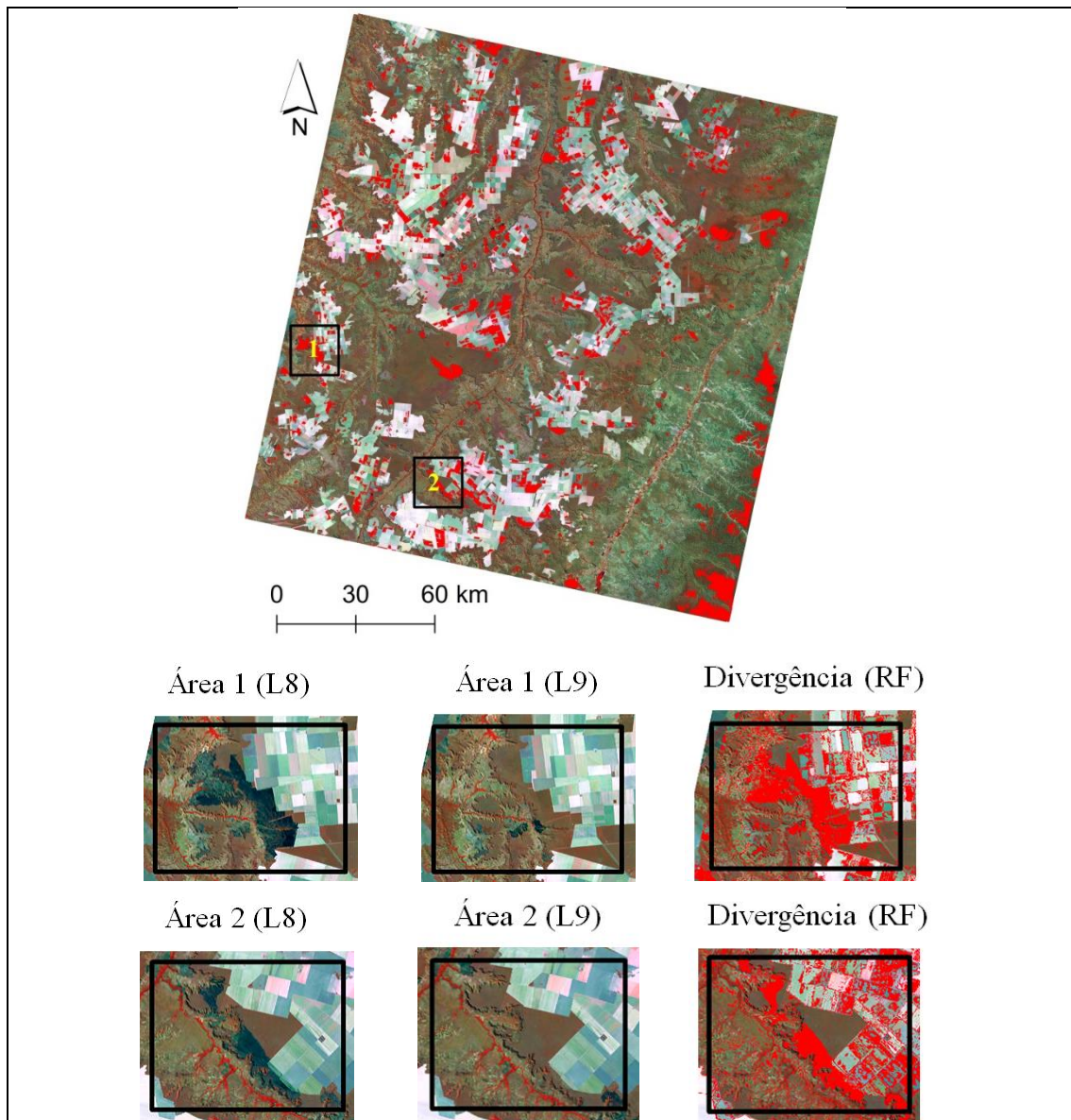


Figura 11 - Divergências nas classificações pelo método Random Forest para as cenas dos satélites Landsat 8 e Landsat 9 (cor avermelhada). A composição colorida RGB das bandas 5, 6 e 4 corresponde à cena de 01 de setembro de 2022. A divergência foi de 32,5% da área útil da cena. As subáreas 1 e 2 correspondem às áreas que estavam sem cicatriz de queimada na passagem de agosto de 2022 (Landsat 9) e com cicatrizes na passagem de setembro de 2022 (Landsat 8).

Houve alteração nos resultados da classificação RF em 7,1% do total de pixels das cenas analisadas. Além das confusões espectrais decorrentes da mudança gradacional

entre as diferentes fitofisionomias do Cerrado e da dinâmica temporal das classes de uso da terra dentro do intervalo de tempo de oito dias, conforme reportado no parágrafo anterior, outro fator que provocou divergências nos resultados da classificação foi a presença de queimadas em qualquer uma das cenas selecionadas.

A matriz de transição Markoviana apresentada na Figura 12 mostra os resultados da análise de discrepância na capacidade dos satélites L8 e L9 em detectar objetos. Os valores da diagonal principal mostra a magnitude dessa capacidade. Por exemplo, o valor da diagonal para Cerrado ralo é de 0,8, indicando que 80% dessa fitofisionomia na área de estudo foram detectados por ambos os satélites, enquanto os restantes 20% foram confundidos com Cerrado típico (10%) e Pastagem cultivada (10%). A classe que apresentou a maior discrepância foi o Solo exposto (60%), com 40% de confusão com Pastagem cultivada. Os resultados da matriz Markoviana indicam que ambos os sensores apresentam alguma diferença na sua capacidade de detecção de objetos, corroborando com os resultados obtidos por Shahfahad *et al.* (2023).

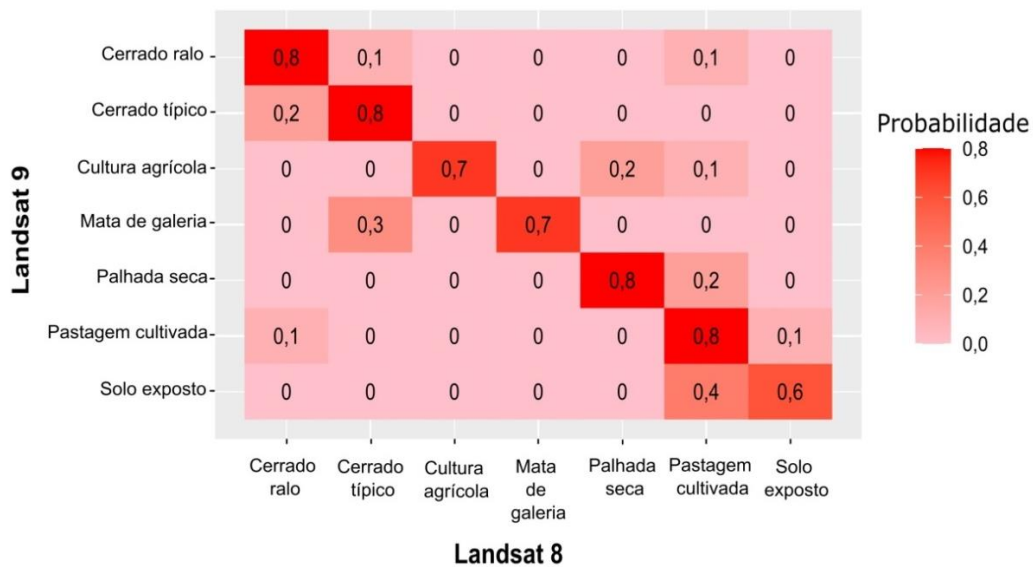


Figura 12 - Matriz de transição Markoviana indicando as probabilidades de mudança entre a classificação RF nas cenas dos satélites Landsat 8 e Landsat 9 para o MATOBIPA. As classes atribuídas às imagens foram: Cerrado ralo, Cerrado típico, Mata de galeria, Palhada seca, Resíduo verde de cultura agrícola (Cultura agrícola) e Solo exposto.

CAPÍTULO 5

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste estudo, comparou-se o desempenho de séries temporais envolvendo o sensor OLI a bordo dos satélites L8 e L9 para o monitoramento de uso e cobertura de terras da região do MATOPIBA. Essa comparação foi baseada na análise das respostas espectrais de diversos alvos presentes na área de estudo e nas divergências nos resultados de classificação RF. Resultados iniciais baseados em dados de reflectância de superfície e dados convertidos em índices espectrais (NDVI, AFRI, EVI e NDWI) mostraram que ambos os satélites produzem resultados similares em termos de potencial para discriminar as classes mais representativas de uso e cobertura de terras da região de MATOPIBA. As acurácias globais dos resultados da classificação também foram similares (85,6% e 85,0% para L8 e L9, respectivamente). A análise da discrepância por meio da matriz Markoviana indicou que ambos os satélites conseguiram detectar as sete classes de uso e cobertura de terras com uma acurácia de 60% a 80%.

Contudo, ao analisar mais detalhadamente os resultados da classificação supervisionada, observou-se algumas diferenças marcantes, principalmente na discriminação entre Pastagens cultivadas e Cerrado ralo e entre Cerrado Ralo e Cerrado típico. A elevada dinâmica entre as classes espectrais relacionadas com culturas agrícolas e o surgimento de cicatrizes de queimada também contribuíram para aumentar a discrepância da classificação nos dois satélites no período de estudo.

Os resultados obtidos sugerem que ambos os sensores analisados possuem potencial similar para o mapeamento das principais classes de uso e cobertura das terras no MATOPIBA, podendo, a princípio, serem incorporados nas séries temporais para aumentar a probabilidade de obtenção de imagens sem cobertura de nuvens. Em futuros estudos, sugere-se a análise de mais cenas da área de estudo no tempo e no espaço, a inclusão de cenas da estação chuvosa, a fusão de imagens multiespectrais com a banda pancromática e a análise de imagens harmonizadas dos satélites Landsat e Sentinel-2.

Referências

- ABREU, K. M. P.; COUTINHO, L. M. Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação com ênfase em índice de vegetação e métricas da paisagem. **Vértices**, Campos dos Goytacazes, v. 16, n. 1, p. 173-198, 2014.
- ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association – LISA. In: **Geographical Analysis**, Vol. 27, No. 2 (April 1995).
- ARAÚJO, J. A.; GALVÃO, L. S.; DALAGNOL, R. Sensitivity of hyperspectral vegetation indices to rainfall seasonality in the Brazilian savannahs: An analysis using PRISMA data. **Remote Sensing Letters**, v. 4, n. 3, p. 277-287, 2023. <https://doi.org/10.1080/2150704X.2023.2189031>
- ARRUDA, M. B. **Representatividade ecológica com base na biogeografia de biomas e ecorregiões continentais do Brasil. O caso do bioma Cerrado**. Tese de doutorado em Ecologia, Universidade de Brasília, Brasília, 2003.
- AUBERTIN, C.. O Surgimento do Bioma Cerrado. **Revista Ateliê Geográfico**, Goiânia – GO, Brasil, v. 7, n. 1, p. 05-24. Abril 2013.
- BAILEY, R. G. Delineation of ecosystem regions. **Environmental Management**, v. 7, p. 365–373, 1983.
- BELWARD, A. S.; SKØIEN, J. O. **Who launched what, when and why; trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites**. q, v. 103, p. 115-128, 2015.
- BLANCO, L. S.; CARVALHO, F. T.; DEVES, B. Agronegócio e suas repercussões no MATOPIBA. **Revista OKARA: Geografia em debate**, v. 15, n. 2, p. 173-190, 2021. ISSN: 1982-3878. João Pessoa, PB, DGEOC/CCEN/UFPB.
- BRASIL. **Decreto n. 8.447, de 6 de maio de 2015**. Dispõe sobre o Plano de Desenvolvimento Agropecuário do Matopiba e a criação de seu comitê gestor. Diário Oficial da União, Brasília, ano 152, n. 85, p. 2, 7 maio 2015. Seção 1. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato20152018/2015/decreto/d8447.htm#:~:text=%C2%BA%20Este%20Decreto%20disp%C3%B5e%20sobre,qualidade%20de%20vida%20da%20popula%C3%A7%C3%A3o> . Acesso em novembro de 2023.
- BRASIL. **Decreto n. 11.767, de 1 de novembro de 2023**. Dispõe sobre o Plano de Desenvolvimento Agropecuário do Matopiba e institui o seu comitê gestor. Diário Oficial da União, Brasília, ano 160, n. 209, p. 1, 3 novembro 2023. Seção 1. Disponível em: <https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato20152018/2015/decreto/d8447.htm#:~:text=%C2%BA%20Este%20Decreto%20disp%C3%B5e%20sobre,qualidade%20de%20vida%20da%20popula%C3%A7%C3%A3o> . Acesso em novembro de 2023.
- BRUZZONE, L.; SMITS, P. C.; TILTON, J. C. Special issue on analysis of multitemporal remote sensing images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, Nova York, v. 41, n. 11, p. 2419-2422, 2003.

BUAINAIN, A. M.; GARCIA, J. R.; VIEIRA FILHO, J. E. R. **Dinâmica da economia e da agropecuária no Matopiba** (Texto para Discussão, No. 2283). Rio de Janeiro: IPEA, 2017.

COHEN, W. B.; GOWARD, S. N. Landsat's role in ecological applications of remote sensing. **BioScience**, Washington, v. 54, n. 6, p. 535-545, 2004.

DINERSTEIN, E.; OLSON, D.; GRAHAM, D.; PRIMM, S.; BOOKBINDER, M.; LEDEC, G. **Uma avaliação do estado de conservação das ecorregiões terrestres da América Latina e do Caribe**. WWF, Washington, DC. 1995. Disponível em: <<http://documentos.bancomundial.org/curated/es/917091468269687252/Una-evaluacion-del-estadode-conservacion-de-lasecoregiones-terrestres-de-America-Latina-y-el-Caribe>>.

DINERSTEIN, E.; OLSON, D.; JOSHI, A.; VYNNE, C.; BURGESS, N.; WIKRAMANAYAKE, E. An ecoregion-based approach to protecting half the terrestrial realm, **BioScience**, v. 67, n. 6, p. 534–545, 2017.

EITEN, G. Vegetação do cerrado. In: PINTO, M. N. (Org.). **Cerrado: caracterização, ocupação e perspectivas**. 2a ed. Brasília: UnB, 1993, p. 17-73.

EMBRAPA. EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. **Nota Técnica 1 – Proposta de Delimitação Territorial do MATOPIBA**. Campinas – SP, Brasil, 2014. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/139202/1/NT1-DelimitacaoMatopiba.pdf>>. Acesso em novembro de 2023.

FERREIRA, I. M.; TROPMAIR, H. Aspectos do Cerrado: Análise comparativa especial e temporal dos impactos no subsistema de veredas do Chapadão de Catalão (GO). **Sociedade e Natureza na visão da Geografia**. UNESP. 2004. Disponível em: <<http://www1.rc.unesp.br/igce/geografia/pos/downloads/2004/aspectos.pdf>>.

GASQUES, J. G. *et al.* **Produtividade e crescimento da agricultura brasileira**. Brasília: Mapa, 2011. (Nota técnica da Coordenação Geral de Planejamento Estratégico).

GAO, B.-C. NDWI – A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water From Space. **Remote sensing of environment**, v. 58, p. 257–266, 1996.

HECK, E.; MENEZES, L. MATOPIBA: projeto de destruição do Cerrado. **Revista Porantim**, em defesa da causa indígena. Ano XXXVII, Nº 382, Brasília-DF. Jan/Fev 2016.

HORVAT, R.; WATANABE, M.; YAMAGUCHI, C. Fertilizer Consumption in the Region MATOPIBA and Their Reflections on Brazilian Soybean Production. **International Journal of Agriculture and Forestry** 2015, 5(1): 52-59 DOI: 10.5923/j.ijaf.20150501.08.

HUETE, A.; DIDAN, K.; MIURA, T.; RODRIGUEZ, E. P.; GAO, X.; FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote Sensing of Environment**, v. 83, p. 195-213, 2002.

IBGE. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **PAM – Produção Agrícola Municipal**. Rio de Janeiro: IBGE. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/estatisticas/economicas/agricultura-e-pecuaria/9117-producao-agricola-municipal-culturas-temporarias-e-permanentes.html?edicao=37886>>. Acesso em: 26 dez. 2023.

JACON, A. D.; GALVÃO, L. S.; DALAGNOL, R.; SANTOS, J. R. Aboveground biomass estimates over Brazilian savannas using hyperspectral metrics and machine learning models: Experiences with Hyperion/EO-1. **GIScience & Remote Sensing**, v. 58, n. 7, p. 1112-1129, 2021. <https://doi.org/10.1080/15481603.2021.1969630>

JEFFREY, G.; MASEK, M. A.; WULDER, B. M.; McCORKEL, J.; CHRISTOPHER, J.; CRAWFORD, J. S.; DEL, T. J. Landsat 9: Empowering open science and applications through continuity. **Remote Sensing of Environment**, v. 248, 111968, 2020.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do Ambiente: Uma Perspectiva em Recursos Terrestres**. 2ª ed. Traduzida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE. São Paulo, Parêntese, 2009, 672 p.

KIYOHARA, B. H.; SANO, E. E. Mapping Secondary Vegetation of a Region of Deforestation Hotspot in the Brazilian Amazon: Performance Analysis of C- and L-Band SAR Data Acquired in the Rainy Season. **Forests** 2022, 13, 1457. <https://doi.org/10.3390/f13091457>

KLINK, C. A.; MACHADO, R. B. Conservação do Cerrado Brasileiro. **Conservation Biology**, v. 19, n. 3, p. 707-713, 2005.

LOVELAND, T. R.; MERCHANT, J. W. Ecoregions and ecoregionalization: geographical and ecological perspectives. **Environmental management**, v. 34, p. S1-S13, 2004.

MAGALHÃES, L. A.; MIRANDA, E. E. **Matopiba: Quadro Natural**. Nota técnica, Campinas, n. 5, p. 1-41, dez. 2014 (Embrapa).

MAPA. MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. **Projeções do agronegócio. Brasil 2018/19 a 2028/29**. Projeções de longo prazo. Brasília, DF: MAPA, 2018, 126 p.

MAPA. MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO. **Projeções do agronegócio. Brasil 2022/23 a 2032/33**. Projeções de longo prazo. Brasília, DF: MAPA, 2023, 108 p.

MASEK, J. G.; WULDER, M. A.; MARKHAM, B.; McCORKEL, J.; CRAWFORD, C. J.; STOREY, J.; JENSTROM, D. T. Landsat 9: Empowering open science and applications through continuity. **Remote Sensing of Environment**, v. 248, 111968, 2020.

MATRICARDI, E. A. T.; MENDES, T. J.; PEREIRA, E. M.; VASCONCELOS, P. G. A.; ÂNGELO, H.; COSTA, O. B. Dinâmica no uso e cobertura da terra na região do MATOPIBA entre 2000 e 2016. **Nativa**, v. 7, n. 5, p. 547-555, 2019. <https://doi.org/10.31413/nativa.v7i5.7391>

ARAÚJO, M. L. S.; SANO, Edson; BOLFE, Edson L.; SANTOS, Jessflan R. N.; SALES, Juliana; BRITO, Fabrício. Spatiotemporal dynamics of soybean crop in the Matopiba region, Brazil (1990–2015), **Land Use Policy**, Volume 80, 2019, Pages 57-67, ISSN 0264-8377, <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.09.040>. (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026483771830588X>)

MENKE, A. B.; CARVALHO JÚNIOR, O. A.; GOMES, R. A. T.; MARTINS, E. S.; OLIVEIRA, S. N. Análise das mudanças do uso agrícola da terra a partir de dados de sensoriamento remoto multitemporal no município de Luís Eduardo Magalhães (BA – Brasil). **Sociedade & Natureza**, v. 21, n. 3, p. 315-326, 2009. <https://doi.org/10.1590/S1982-45132009000300007>

MIRANDA, E. E.; MAGALHÃES, L. A.; CARVALHO, C. A. **Proposta de delimitação territorial do MATOPIBA**. Campinas, SP: GITE, 2014, 18 p. (Nota Técnica, 1).

MITTERMAYER, R. A.; MYERS, N.; MITTERMAYER, C. G. **Hotspots Earth's biologically richest and most endangered terrestrial ecoregions**. Nova York, CEMEX, Conservation International, 1999, 430 p.

MIURA, T.; YOSHIOKA, H.; FUJIWARA, K.; YAMAMOTO, H. Inter-comparison of ASTER and MODIS surface reflectance and vegetation index products for synergistic applications to natural resource monitoring. **Sensors**, v. 8, p. 2480-2499, 2008.

OMERNIK, J. M.; BAILEY, R. G. Distinguishing between watersheds and ecoregions. **Journal of American Water Resources Association**, v. 33, n. 5, p. 935-949, 1997.

POLIZEL, S. P.; VIEIRA, R. M. S. P.; POMPEU, J.; FERREIRA, Y. C.; SOUSA-NETO, E. R.; BARBOSA, A. A.; OMETTO, J. P. H. B. Analysing the dynamics of land use in the context of current conservation policies and land tenure in the Cerrado – MATOPIBA region (Brazil). **Land Use Policy**, v. 109, 105713, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105713>

PRATES, I. **Utilização de imagens LANDSAT-8 para caracterização da cobertura vegetal**. Disponível em <<https://mundogeo.com/blog/2014/06/10/processamento-digital-deimagens-landsat-8-para-obtencao-dos-indices-de-vegetacao-ndvi-e-savi-visando-acaracterizacao-da-cobertura-vegetal-no-municipio-de-nova-lima-mg/>>.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS**. In: Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, 3, 1973. Proceedings. Washington, 1973, v. 1, p. 309-317.

SANO, E. E.; SANTOS, C. C. M.; SILVA, E. M.; CHAVES, J. M. Fronteira agrícola do oeste baiano. Considerações sobre os aspectos temporais e ambientais. **Geociências**, v. 30, n. 3, p. 479-489, 2011.

SANO, E. E.; BETIOL, G. M.; MARTINS, E. S.; COUTO JÚNIOR, A. F.; VASCONCELOS, V.; BOLFE, E. L.; VICTORIA, D. C. Características gerais da paisagem do Cerrado. In: BOLFE, E. L.; SANO, E. E.; CAMPO, S. K. (Org.). **Dinâmica Agrícola no Cerrado**. 1ª ed. Brasília: Embrapa, v. 1, p. 21-38, 2020.

SANO, E. E.; RODRIGUES, A. A.; MARTINS, E. S.; BETTIOL, G. M.; BUSTAMANTE, M. M. C.; BEZERRA, A. S.; COUTO Jr., A. F.; VASCONCELOS, V.; SCHULER, J.; BOLFE, E. L. Cerrado ecoregions: a spatial framework to assess and prioritize Brazilian savanna environmental diversity for conservation. **Journal of Environmental Management**, v. 232, p. 818-828, 2019.

SCARIOT, A.; SOUSA-SILVA, J. C.; FELFILI, J. M. (Org.). **Cerrado: Ecologia, Biodiversidade e Conservação**. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, 2005, 439 p.

TALUKDAR, S.; SINGHA, P.; MAHATO, S.; SHAHFAHAD; PAL, S.; LIOU, Y. A.; RAHMAN, A. Land-use and land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations – A review. **Remote Sensing**, v. 12, 1135, 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12071135>

TAVARES, J. M. L. **Medidas Kappas modificadas para a comparação de mapas temáticos**. Dissertação de mestrado. UFPE. Recife, 2004. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/bitstream/123456789/6622/1/arquivo7263_1.pdf>.

USGS. U. S. GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat 9 Data Users Handbook**. USGS. Version 1.0. Fevereiro de 2022. Disponível em: <<http://www.gisandbeers.com/GeoBazar/Libros/Teledeteccion/Manual-Landsat-9-Handbook.pdf>>.

VASCONCELOS, C. H.; NOVO, E. M. L. M. Mapeamento do uso e cobertura da terra a partir da segmentação e classificação de imagens-fração solo, sombra e vegetação derivadas do modelo linear de mistura aplicado a dados do sensor TM/Landsat5, na região do reservatório de Tucuruí-PA. **Acta Amazonica**, v. 34, n. 3, p. 487-493, 2004.

XAVIER, G. L. **MATOPIBA: A ocupação da nova fronteira agrícola nos quadros do padrão exportador de especialização produtiva**, *Confins* [En ligne], 39 | 2019, postado 31, março 2019. URL : <<http://journals.openedition.org/confins/17590>>; DOI: <https://doi.org/10.4000/confins.17590>.

XU, H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 14, p. 3025-3033, 2006.

WANG, J.; BRETZ, M.; DEWAN, M. A. A.; DELAVAR, M. A. Machine learning in modelling land-use and land cover-change (LULCC): Current status, challenges and prospects. **Science of the Total Environment**, v. 822, 153559, 2022. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.153559>

WWF. FUNDO MUNDIAL PARA A NATUREZA. **De grão em grão o cerrado perde espaço. Impactos do processo de ocupação**. Brasília: WWF/Fundação Pró-Cerrado, 1995, 66 p.

WWF. **Por Dentro da MATOPIBA**. Livreto Agricultura e Alimentos. Brasil. 2017. Disponível em: <https://wwfbr.awsassets.panda.org/downloads/livreto_matopiba_pt_final.pdf>. Acesso em novembro de 2023.

ZALLES, V.; HANSEN, M. C.; POTAPOVA, P. V.; STEHMAN, S. V.; TYUKAVINA, A.; PICKENS, A.; SONG, X. P.; ADUSEI, B.; OKPA, C.; AGUILARA, R.; JOHN, N.; CHAVEZ, S. Near doubling of Brazil's intensive row crop area since 2000. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the USA**, v. 118, n. 2, p. 428-435, 2019. <https://doi.org/10.1073/pnas.1810301115>