
USO DE GEOTECNOLOGIAS PARA DETECÇÃO DE DESMATAMENTOS

Kimberly Ferreira Pinto
Sergio Vicente Denser Pamboukian
Universidade Presbiteriana Mackenzie (UPM)

Resumo

O ano de 2021 apresentou um aumento de 20% no número de alertas de desmatamento no Brasil em comparação a 2020, sendo identificados, validados e refinados 69.796 deles. O monitoramento ambiental é, portanto, peça central para que sejam tomadas ações para o controle do desmatamento. O objetivo do presente trabalho é identificar ferramentas de geoprocessamento que possam ser usadas para o levantamento de dados de desmatamento. Utilizaram-se imagens do Landsat 8, obtidas pela plataforma da USGS Earth Explorer, para gerar os índices espectrais, o índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI, do inglês *normalized difference vegetation index*) e o índice de vegetação melhorado (EVI, do inglês *enhanced vegetation index*), e fazer a classificação supervisionada de áreas sujeitas a desmatamento. Dessa forma, foi possível constatar que tais ferramentas mostram resultados coerentes entre si, pois apresentam áreas similares nas categorias de vegetação, água e solos expostos. A unificação dos resultados obtidos possibilita a análise de possíveis áreas desmatadas.

Palavras-chave: Classificação supervisionada. Índices espectrais. Sensoriamento remoto.

1 INTRODUÇÃO

O desmatamento é associado geralmente à supressão parcial ou completa da vegetação florestal nativa de uma determinada região (MapBiomias, 2022). A Mata Atlântica, a Mata Araucária, a Caatinga, o Cerrado, o Pantanal e a Floresta Amazônica são os seis tipos de vegetação existentes no Brasil (podendo ter outras divisões e denominações) e o desmatamento dessas florestas é algo que acontece desde a colonização portuguesa (Pena, [s.d]).

Em 2021 foram identificados, validados e refinados 69.796 alertas de desmatamento no Brasil, com um aumento de 20% relativo a 2020. A área desmatada de 2021 foi de 16.557 km² (1.655.782 ha), sendo 402.492 hectares somente no estado do Pará (MapBiomias, 2022).

Cerca de 60% da área da Floresta Amazônica se encontra no Brasil, distribuída nos estados do Amazonas, Acre, Amapá, Rondônia, Pará e Roraima; nesse espaço há 38% de florestas densas, 36% de florestas não densas, 14% de vegetação aberta e 12% da área ocupada por vegetação secundária e atividades agrícolas (Leite, [s.d.]). Atualmente a Floresta Amazônica é a que vem sofrendo mais com o crescimento do desmatamento, tendo como um dos principais motivos a expansão das fronteiras agrícolas do país (Leite, [s.d.]). Segundo relatório do MapBiomias de 2022, “Amazônia e Cerrado juntos representaram 89,2% da área desmatada detectada. Quando somada à Caatinga, os três biomas responderam por 96,2% das perdas” (MapBiomias, 2022, p. 19).

Segundo o MapBiomias (2022), o monitoramento é elemento central para que sejam tomadas ações para o controle do desmatamento. Por esse motivo, neste trabalho são demonstradas ferramentas de geoprocessamento que podem ser utilizadas para detectar possíveis desmatamentos. Selecionou-se um local com possíveis desmatamentos para demonstrar os meios de obter as imagens, índices espectrais e classificação supervisionada. Foi feita uma comparação dos meios de identificação de desmatamento e verificou-se a possibilidade de utilizar a plataforma MapBiomias como forma de validação das ferramentas apresentadas neste estudo.

2 REVISÃO DA LITERATURA

O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe) é responsável pelo Sistema de Detecção do Desmatamento em Tempo quase Real (Deter), criado em 2004, e pelo Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Brasileira por Satélites (Prodes), criado em 1988, que detectam alterações na cobertura florestal por meio de satélites na Amazônia Legal. O Deter é responsável pelo suporte na fiscalização e controle, emitindo os alertas, e o Prodes estima as taxas anuais de desmatamento da floresta primária (“corte raso”) na Amazônia Legal, ou seja, áreas que estão sofrendo o primeiro desmatamento, sem regeneração da vegetação (Inpe, 2022, [200-]).

Até 2002, o sistema utilizado pelo Prodes era analógico, em que a avaliação era feita por meio de imagens impressas (Inpe-CGOBT, 2022). Sartorio *et al.* (2019) chegaram à conclusão de que uma metodologia de detecção retroativa de desmatamento a partir dos dados do Prodes analógico dificultava a aferição dos resultados, pois a análise do processo de identificação de desmatamento era feita puramente por interpretação visual. Em relação a essa limitação da metodologia utilizada no Prodes, podem-se encontrar tecnologias atuais para implementar o monitoramento de desmatamentos ao longo do tempo. Sartorio *et al.* (2019) comprovam também que o uso da metodologia de mesclar as informações de taxa de desmatamento global com as imagens obtidas pelo satélite (no período em que há uma lacuna de informações sobre o desmatamento) pode servir como ferramenta para estudos secundários da evolução do desmatamento.

Segundo Silva *et al.* (2019, p. 2.497), “Os índices espectrais são importantes ferramentas do sensoriamento remoto, sendo utilizadas para diversas aplicações ambientais sobretudo para identificar os diferentes alvos em imagens de satélites”. Dentre os índices espectrais, existem os índices de umidade, água e vegetação, que são destacados na Seção 3.2 mais à frente.

Em trabalho feito por Tramontina *et al.* (2019), foram aplicados os índices espectrais para detecção de limiares de desmatamento em um estudo de caso na região da Mata Atlântica com séries temporais, utilizando imagens do satélite Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (Modis) e dos índices de vegetação disponibilizados pelo mesmo sistema. O período analisado foi de 2002 a 2016 (14 anos), no qual foram obtidas amostras de floresta, campo e agricultura.

Da mesma forma, Panza *et al.* (2021) realizaram um trabalho sobre hidrogeomorfometria e índice de desmatamento, em que, para o estudo do solo, utilizou-se sensoriamento remoto por meio dos satélites Landsat-5, para as imagens de 1990, e

Landsat-8, para as imagens de 2020. Essas imagens foram processadas no *software* QGIS e feitas classificações para identificar água, campos nativos, floresta nativa e agropecuária. Também efetuou-se o cálculo do índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI, do inglês *normalized difference vegetation index*), exposto na Seção 3.2.

Nos resultados encontrados da classificação das imagens com o cálculo do NDVI pode-se avaliar o crescimento, no período de 30 anos, das clareiras nas florestas e campos nativos, onde observou-se uma expansão das áreas de agropecuária de aproximadamente 15%. Este estudo provou ser necessário o maior monitoramento para as áreas preservadas e protegidas por lei (Panza *et al.*, 2021).

Os resultados encontrados por Tramontina *et al.* (2019) a partir da validação dos limiares de desmatamento por meio de polígonos, juntamente com a comparação das assinaturas espectrais extraídas desses polígonos, foi de que os índices utilizados no estudo NDVI e índice de vegetação melhorado (EVI, do inglês *enhanced vegetation index*), também explanado Seção 3.2, apresentaram padrões senoidais de acordo com as estações de chuva e seca e padrões sazonais. Em comparação com dois índices, o EVI apresentou maior variação anual, demonstrando ter uma detecção a mudanças mais sensível. Foram então obtidos valores de NDVI e EVI que correspondem aos valores mínimos de cada índice, e foi concluído que esses índices podem ser utilizados para determinar limiares de desmatamento do bioma em estudo (Tramontina *et al.*, 2019).

O estudo na terra indígena da cidade de São Félix do Xingu, no Pará, traz uma metodologia em que foi feito o uso das imagens dos satélites Landsat-5 e Landsat-8 em um período de 18 anos, sendo feitas as identificações dos objetos e classificações por interpretação visual (Alves *et al.*, 2022). Os resultados encontrados por Alves *et al.* (2022) ajudaram na análise para verificação do aumento ou redução do desmatamento em cada ano em estudo para a cidade analisada, verificando-se com esses dados o avanço que a agropecuária teve na região.

Por sua vez, Verçosa *et al.* (2021) utilizaram informações e imagens de satélites fornecidas pelo MapBiomas, juntamente com fotos aéreas retiradas de um levantamento aerofotogramétrico, para obtenção de dados de correlação do desmatamento na área de estudo. Com esses dados, foi criado um mosaico que foi georreferenciado, recortado e vetorizado no Sistema de Informação Geográfica (SIG) QGIS. Com o processamento dos dados obtidos, foi possível verificar em quais anos a quantidade desmatada foi maior, como também pode-se verificar as áreas que foram reflorestadas e os impactos que o crescimento desses desmatamentos trouxeram para a região ao redor do Rio Largo (rio do município estudado). Concluiu-se que o uso de ferramentas de geoprocessamento, juntamente com o sensoriamento remoto, ajuda na análise de impactos ambientais (Verçosa *et al.*, 2021).

3 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção serão explicados termos e conceitos necessários para o melhor entendimento da proposta de estudo descrita no presente trabalho.

3.1 Sensoriamento remoto, satélites e bandas

De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2022), Vale *et al.* (2018) e Jensen (2009), o sensoriamento remoto é uma tecnologia para aquisição de informações de alguma propriedade de um objeto, fenômeno ou área, sem ter contato físico com o que está sendo analisado. Ou seja, é uma ferramenta importante para o conhecimento da superfície terrestre e para medir e monitorar atividades humanas na Terra.

As informações são obtidas por radiação eletromagnética (REM), gerada por fontes passivas ou ativas, que, em junção com sensores acoplados em aeronaves ou satélites, coletam e registram a reflexão produzida pelo objeto em estudo. A frequência contínua da radiação é representada pelo espectro magnético, bandas com diferentes comprimentos de onda que abrangem espectros visíveis e invisíveis ao olho humano (Figura 1). O comprimento visível é dividido em três faixas, sendo elas azul, verde e vermelha. Entre outras bandas também notáveis, mas fora do comprimento visível, estão as de infravermelho, ultravioleta e raios X (Venturieri, 2007; Rudorff, [2006?]; Pessoa *et al.*, 2019; Steffen, [2006?]).

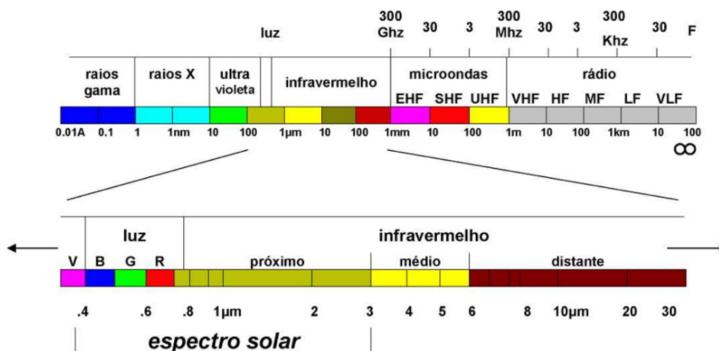


Figura 1 Representação do espectro eletromagnético

Fonte: Venturieri (2007).

Entre as tecnologias que podem ser utilizadas para o sensoriamento remoto, estão os sensores acoplados aos satélites artificiais que se encontram em órbita hoje em dia. Essa tecnologia apresenta uma vantagem ao fazer o sensoriamento remoto, pois com ela é possível atuar no espectro visível, podendo assim trabalhar com imagens coloridas (Rudorff [2006?]; Pessoa *et al.*, 2019).

O Landsat-8 é um modelo de satélite artificial que possui dois sensores, o Operational Land Imager (OLI) e o Thermal Infrared Sensor (TIRS), e 11 bandas espectrais (Tabela 1). As bandas 4, 3 e 2 são *red*, *green* e *blue* (RGB ou, em português, respectivamente, vermelho, verde e azul), que juntas fazem a combinação das cores verdadeiras ou primárias (Kogut, 2022). O Landsat-8 faz o mapeamento de uma região a cada 16 dias, sendo esse seu tempo de revisita (Embrapa, [2020?]).

TABELA 1

Especificações das bandas espectrais dos sensores OLI e TIRS do Landsat-8

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral	Resolução Espacial
OLI (Operational Land Imager)	(B1) COSTAL	0.433 - 0.453 μm	30 m
	(B2) AZUL	0.450 - 0.515 μm	
	(B3) VERDE	0.525 - 0.600 μm	
	(B4) VERMELHO	0.630 - 0.680 μm	
	(B5) INFRAVERMELHO PRÓXIMO	0.845 - 0.885 μm	
	(B6) INFRA. MÉDIO	1.560 - 1.660 μm	
	(B7) INFRA. MÉDIO	2.100 - 2.300 μm	15 m
	(B8) PANCROMÁTICO	0.500 - 0.680 μm	
	(B9) Cirrus	1.360 - 1.390 μm	
TIRS (Thermal Infrared Sensor)	(B10) LWIR - 1	10.30 - 11.30 μm	100 m
	(B11) LWIR - 2	11.50 - 12.50 μm	

Fonte: Adaptado de Embrapa ([2020?]).

3.2 Índices especiais

Os índices de vegetação são métricas espectrais que indicam a quantidade, como a abundância da vegetação e sua qualidade, incluindo índice de clorofila, biomassa verde, entre outros fatores. Para avaliar a qualidade da vegetação, utilizam-se comprimentos de ondas que estejam associados à saúde da vegetação, como os comprimentos de onda vermelho e infravermelho próximo (NIR) (Jensen, 2009; Lotufo *et al.*, 2020).

Para a vegetação, a absorção de energia no espectro vermelho é de 91% por conta de seu processo de fotossíntese; por esse motivo, há pouca energia refletida no comprimento do espectro vermelho. Porém, a faixa espectral do NIR apresenta um comportamento oposto, pois a estrutura celular das folhas reflete muita energia nesse comprimento de onda, tendo uma reflexão de aproximadamente 28% da energia no comprimento de onda em vegetação saudável (Figura 2) (Jensen, 2009; Rudorff ([2006?])).

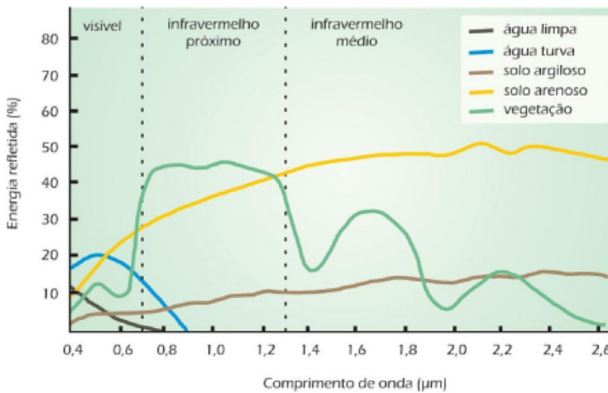


Figura 2 Energia refletida por objetos na superfície terrestre (assinatura espectral)

Fonte: Florenzano (2011).

Um dos índices de vegetação é o NDVI (*normalized difference vegetation index*), que permite estimar a atividade fotossintética por meio do comprimento de onda infravermelho próximo (Equação 1). Ele possibilita a verificação do vigor vegetativo, com variação dos resultados obtidos entre -1 e 1 ; valores próximos de 1 indicam que a vegetação tem grande vigor vegetativo; valores próximos a zero podem indicar que a vegetação não está saudável e valores negativos indicam que não há vegetação no local, como água, solo exposto, nuvem ou neve (Jensen, 2009; Lima, 2019).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

em que:

NDVI = *normalized difference vegetation index*

NIR = *near-infrared* (banda - infravermelho próximo)

RED = *red* (banda - vermelho)

Existem outros tipos de índices, sendo a maioria deles baseados no NDVI, com ajustes para mitigar o impacto da luminosidade do solo ou do tipo menos sensível. Entre eles, está o índice de vegetação melhorado (EVI, *enhanced vegetation index*). Este índice tem uma sensibilidade maior em regiões com alta biomassa e utiliza as bandas vermelho, infravermelho próximo e azul para correção dos ruídos atmosféricos e influências do solo (Equação 2). Tais ruídos não são considerados no NDVI. A faixa de valores para EVI varia de 1 a -1 e, para vegetação saudável, varia entre 0,2 e 0,8. O EVI contém constantes C1, C2 e L que podem ser considerados, respectivamente, como valores de 6, 7,5 e 1 (Sergieiva, 2022; Jiang *et al.*, 2008; Silva *et al.*, 2019).

$$EVI = \frac{NIR - RED}{NIR + (C1 * RED) - (C2 * BLUE) + L}$$

em que:

EVI = *enhanced vegetation index*;

NIR = *near-infrared* (banda - infravermelho próximo)

RED = *red* (banda - vermelho)

C1 e C2 = coeficientes de ajuste para efeito de aerossóis da atmosfera

BLUE = *blue* (banda - azul)

L = fator de ajuste para o solo

3.3 Composição de bandas e classificação supervisionada

Os materiais superficiais naturais, como vegetação, água e solo exposto, refletem quantidades variadas de energia nas regiões do espectro eletromagnético que correspondem ao azul, verde, vermelho e infravermelho próximo. Com a quantidade de reflexão em cada um desses materiais em diferentes comprimentos de ondas, podem-se esboçar assinaturas espectrais (Jensen, 2009).

É possível selecionar bandas com características específicas para criar uma imagem mais fácil de analisar, de acordo com as necessidades de cada estudo. Denominada combinação de bandas, essa seleção permite que o espectro não visível a olho humano seja representado nas cores RGB, como apresentado na Figura 3. A combinação pode ser feita de várias maneiras. Em locais com alguma vegetação, é possível ter uma visualização mais nítida de florestas/vegetação se for utilizada a combinação das bandas de cor azul com a banda 2, a cor verde com a banda 3 e a cor vermelha do infravermelho próximo (NIR) com a banda 5. O uso da banda NIR permite uma visualização mais

nítida da vegetação, pois a reflexão das plantas no intervalo do infravermelho próximo é alta (Kogut, 2022; Rudorff ([2006?]); ESA, 2010).

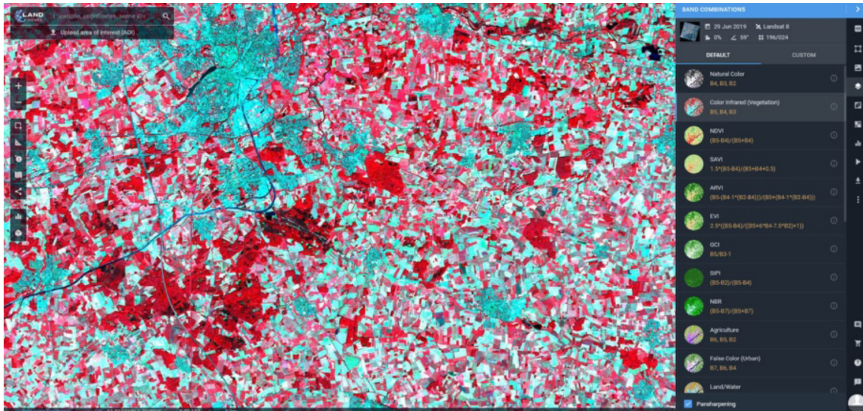


Figura 3 Combinação de bandas

Fonte: Kogut (2022).

A classificação de imagens digitais envolve a identificação de diferentes alvos, fenômenos ou características que possuem padrões espectrais semelhantes, atribuindo-os a categorias ou temas específicos (Venturieri, 2007).

Existem dois tipos de classificação multiespectral: a supervisionada e a não supervisionada. A classificação supervisionada é um procedimento bastante usado para análises quantitativas de imagens obtidas por sensoriamento remoto, representando espécies específicas de cobertura terrestre (Crósta, 2002; Santos *et al.*, 2021). Segundo Crósta (2002), para efetuar a classificação supervisionada, deve-se ter um prévio conhecimento da área a ser analisada para que esta possa ser utilizada como padrão de comparação para formação de classes.

A formação de classes, por sua vez, é o agrupamento de pixels com reflectância espectral parecida (Santos *et al.*, 2010). Alguns exemplos são: solo exposto, vegetação, pastagem, água e área urbana (Centeno, [2018?]). Portanto, para realizar a classificação supervisionada, é necessário selecionar feições que sejam representativas de cada classe e determinar as assinaturas espectrais de cada uma. Em seguida, o processamento é feito associando-se a cada pixel da imagem analisada a assinatura espectral que mais se assemelha a ele (Oliveira *et al.*, 2014).

4 METODOLOGIA

O projeto MapBiomias Alerta tem como objetivo ajudar a acabar com o desmatamento no Brasil por meio de um sistema que valida, refina e gera relatórios sobre alertas de desmatamento em todo o território nacional. Esse projeto possui uma plataforma em que os alertas e laudos de desmatamento são disponibilizados para consulta (MapBiomias, 2022).

4.1 Delimitação da área de estudo

Para escolher a área de estudo deste trabalho, foi feita uma busca na plataforma MapBiomias Alerta para encontrar os locais com maiores números de polígonos de desmatamento (Figura 4). Na plataforma é possível procurar os desmatamentos por região, municípios, estados e por terra de preservação, e verificar as cidades brasileiras onde se tem a maior ocorrência de alertas de desmatamento.



Figura 4 Página principal da plataforma do MapBiomias

Fonte: Elaborada pelos autores.

A escolha da localidade é fruto de um processo minucioso e manual, por meio das ferramentas da plataforma, através de um arquivo *shapefile*, disponível na aba *Downloads*, com todos os alertas de desmatamento de 2019 a 2022. O arquivo possui dados de biomas, áreas, estados, municípios, ano e data de detecção do desmatamento, entre outros. Ele foi aberto no QGIS, gerando uma nuvem de polígonos (Figura 5). Com o auxílio do complemento Send2GE do *software* QGIS atrelado ao Google Earth, foram identificadas coordenadas das possíveis áreas de desmatamento para fazer a busca das imagens de satélite.

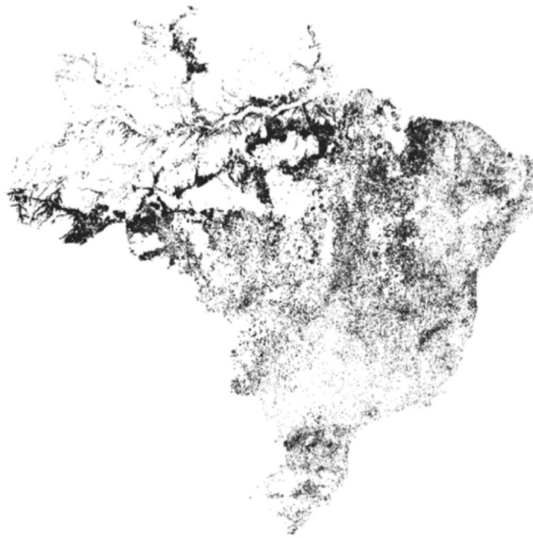


Figura 5 Nuvem de polígonos no QGIS a partir do *shapefile* disponibilizado pelo MapBiomas

Fonte: Elaborada pelos autores.

Escolheu-se a cidade de Altamira, no Pará, levando-se em conta o crescimento do desmatamento de 450% nos últimos nove anos na região (Ortiz *et al.*, 2021). A confirmação de que havia muitos polígonos de desmatamento dentro do perímetro de Altamira ajudou a decidir o uso da área (destacada em vermelho) como exemplo de aplicação das ferramentas utilizadas (Figura 6).

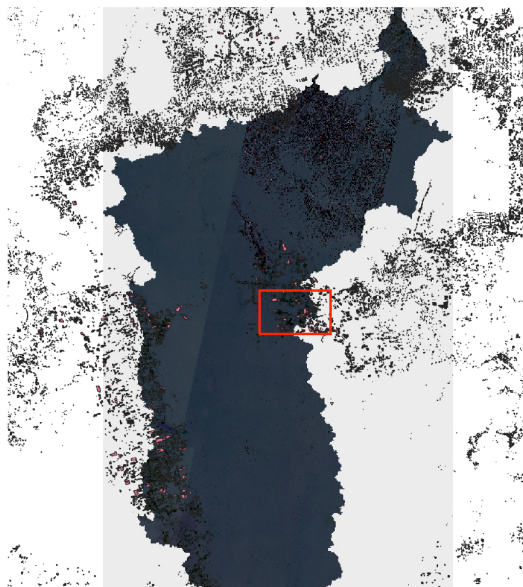


Figura 6 Área de estudo escolhida (destacada em vermelho) em Altamira/PA

Fonte: Elaborada pelos autores.

Com as coordenadas encontradas no QGIS, foi possível utilizar a plataforma United States Geological Survey (USGS) Earth Explorer para obter as imagens de Altamira, necessárias para a aplicação deste estudo.

4.2 Obtenção das imagens por satélite

Para obtenção de imagens de satélite, há várias opções disponíveis para acesso tanto gratuito quanto pago. O satélite escolhido neste estudo, para a demonstração das ferramentas, foi o Landsat-8, cujas especificações das bandas foram mostradas anteriormente. As imagens utilizadas foram do mês de julho de 2022 da área selecionada de Altamira.

As imagens do Landsat-8, como de outros satélites, podem ser obtidas por plataformas como a do Inpe ou do USGS Earth Explorer.

Para este trabalho, utilizou-se a plataforma USGS Earth Explorer, pois além de fornecer as imagens (com todas as bandas disponíveis) de cada órbita e ponto, também disponibiliza as imagens com índices espectrais, como NDVI e EVI, calculados. A cena obtida foi do dia 25 de julho de 2022 da área com solos expostos da cidade,

por meio da escolha de um quadrante entre coordenadas que abrangem a cidade de Altamira por completo. Com esse quadrante definido, verificou-se em qual órbita/ponto estaria a região com as imagens do trecho de Altamira. Dessa forma, foi definida e selecionada a órbita/ponto 226/64. Foram feitos *downloads* de sete bandas (bandas 1, 2, 3, 4, 5, 6 e 7), em que todas foram baixadas do satélite escolhido com correção atmosférica de nível 2.

Para a obtenção da imagem com o NDVI e o EVI calculados, foi preciso fazer uma *scene list*, na qual é elencado o nome das imagens baixadas da órbita/ponto. Com essa lista, foi possível subir na plataforma o arquivo em formato .txt e selecionar as imagens dos índices espectrais desejados. Para este trabalho, foram selecionadas as imagens de NDVI e de EVI.

4.3 Índices espectrais - NDVI E EVI

Existem diferentes meios para obter as imagens com o cálculo dos índices NDVI e EVI. Dentre eles, está a calculadora *raster* do QGIS. Para tanto, é necessário que a correção atmosférica tenha sido feita em todas as imagens obtidas ou baixar as imagens já corrigidas. Em seguida, faz-se a mesclagem das bandas utilizadas e, após a mesclagem, aplicam-se as equações 1 e 2 (apresentadas na Seção 3.2) para o cálculo dos índices.

O segundo modo é fazer o *download* das imagens com o NDVI e o EVI já calculados, como demonstrado na Seção 4.2. E a terceira ferramenta disponível é o Google Earth Engine, em que é possível baixar todas as imagens de uma área em análise apenas com alguns cliques, tornando o processo para obtenção mais ágil. Existem alguns códigos pré-programados com os quais podem-se colocar os meses ou anos em estudo, e assim obter as imagens com os índices calculados. A ferramenta Google Earth Engine não foi empregada neste trabalho.

Após a obtenção das imagens de cada índice (NDVI e EVI), foi possível carregá-las no QGIS para melhor visualização de cada uma delas e para uma análise comparativa entre os dois índices, como demonstrado na Seção 5.

4.4 Classificação supervisionada

Para realizar a classificação supervisionada, todas as bandas Landsat-8 baixadas foram mescladas de forma vertical, ou seja, as bandas foram empilhadas formando um cubo de dados. Com a camada obtida, pôde-se ver a imagem com as cores reais do RGB ou fazer a combinação de bandas para visualizar informações do espectro não

visível a olho humano. Para uma melhor visão das classes, utilizou-se a combinação de bandas: infravermelho próximo, vermelho e verde.

A classificação supervisionada foi feita de forma semiautomática usando o complemento Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) do QGIS. Nessa ferramenta, selecionaram-se amostras de cada classe na imagem criada com a mesclagem das sete bandas do Landsat-8. As classes escolhidas foram: água, vegetação, solo exposto, nuvens e sombra de nuvens.

Para um resultado mais assertivo, foram escolhidas diversas amostras de cada uma das classes, tentando incluir variações de cores dentro da mesma classe, gerando assim assinaturas espectrais mais confiáveis, como mostra a Figura 7. Na figura, a cor azul representa água, a cor laranja, a sombra das nuvens, o verde, a vegetação, o rosa, os solos expostos, e o amarelo representa as nuvens.

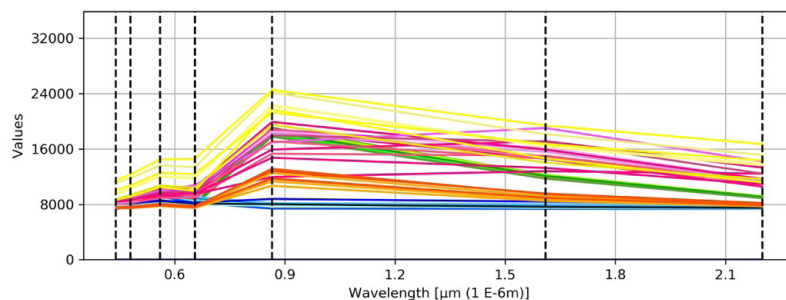


Figura 7 Assinaturas espectrais do mês de julho, 2022

Fonte: Elaborada pelos autores.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Índices espectrais

As imagens das figuras 8 e 9 apresentam os resultados dos índices espectrais NDVI e EVI, respectivamente, para o mês de julho de 2022 na área escolhida da cidade de Altamira.

No resultado do NDVI (Figura 8), os valores negativos (azul) representam as áreas sem vegetação (como a água, por exemplo). Em tons de verde, está a representação da vegetação densa e mais saudável. Já na tonalidade alaranjada, encontra-se a representação de nuvens e vegetação escassa ou moderada, podendo assim ser entendido que a área foi desmatada ou que é utilizada para plantio.

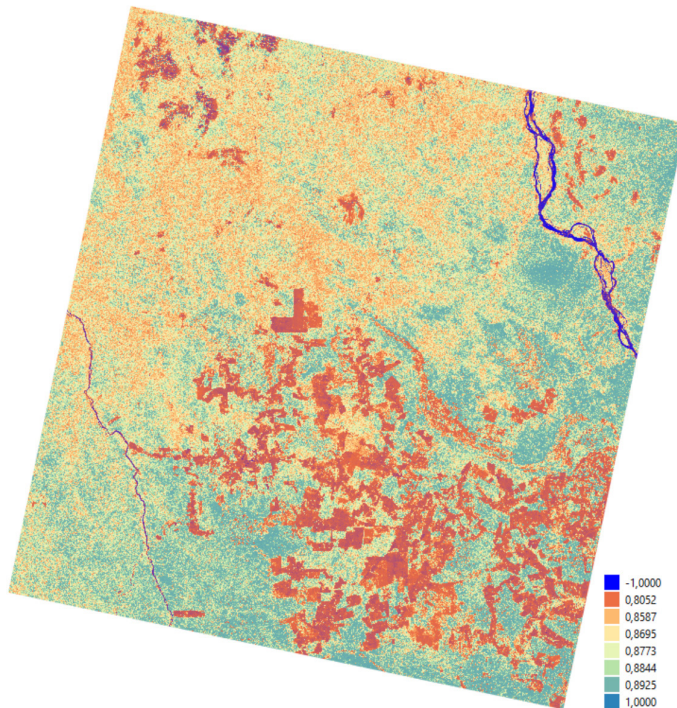


Figura 8 Resultado do NDVI para o mês de julho de 2022

Fonte: Elaborada pelos autores.

Por sua vez, os resultados do EVI (Figura 9) possibilitam uma melhor visualização do vigor da vegetação no local, tendo em vista a minimização da influência atmosférica e do solo (como mencionado na Seção 3.2). A cor azul indica a presença de água ou a falta de vegetação. Em tons alaranjados encontram-se as regiões com vegetação moderada e densa, ou seja, uma vegetação adoecida ou não tão saudável quanto as outras. Em verde, estão as vegetações densas, mais saudáveis e, por sua vez, em laranja-escuro, está a representação dos locais onde a existência de vegetação é baixa, rala e escassa e há a existência de nuvens (Passos, 2021).

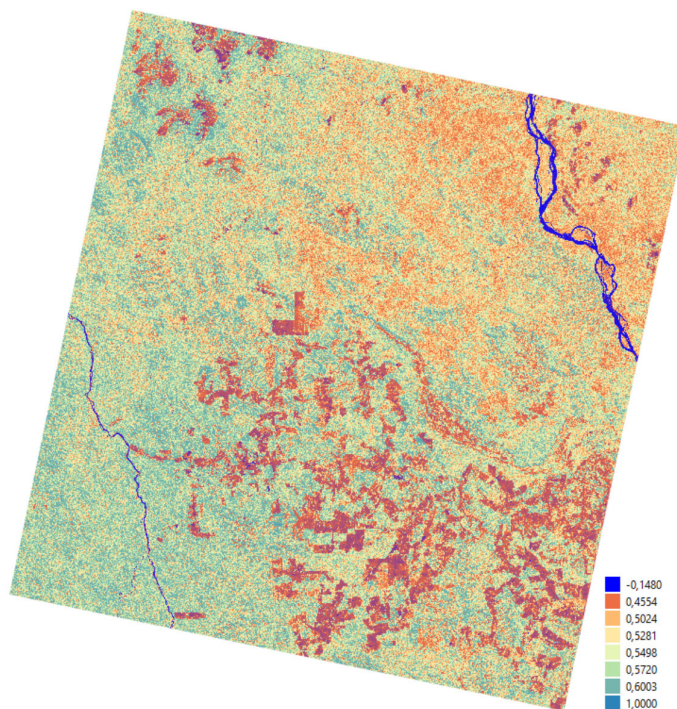


Figura 9 Resultado do EVI para o mês de julho de 2022

Fonte: Elaborada pelos autores.

Tanto nas imagens do NDVI quanto nas do EVI, percebeu-se que a vegetação ainda está fortemente presente na região em análise. Também notou-se que a presença de nuvens é considerada nesses cálculos como solo exposto, aumentando assim a área visual de distinção de desmatamentos. Mas, excetuando os pontos com enfoque de nuvem (que seria a área superior esquerda das figuras 8 e 9), foi possível perceber nas áreas com céu limpo que há desmatamento (ou simplesmente solos expostos por conta de plantio) na parte inferior das imagens.

Foi possível perceber, na análise dos dois índices, que ambos estão em sintonia, pois é possível ver as mesmas áreas de solo exposto em cada uma delas.

5.2 Classificação supervisionada

Com a classificação supervisionada pôde-se obter resultados visuais e numéricos para comparação. Assim como para os índices de vegetação, é possível selecionar diferentes cores para as imagens da classificação supervisionada para diferenciar as áreas de cada assinatura espectral (Figura 7) selecionada. Na Figura 10, veem-se em tons de verde a representação do que seria a vegetação no local, em tons de azul, o que seria água e, em tons de rosa, as áreas em que há algum tipo de solo exposto ou vegetação rala o suficiente para a aparição do solo.

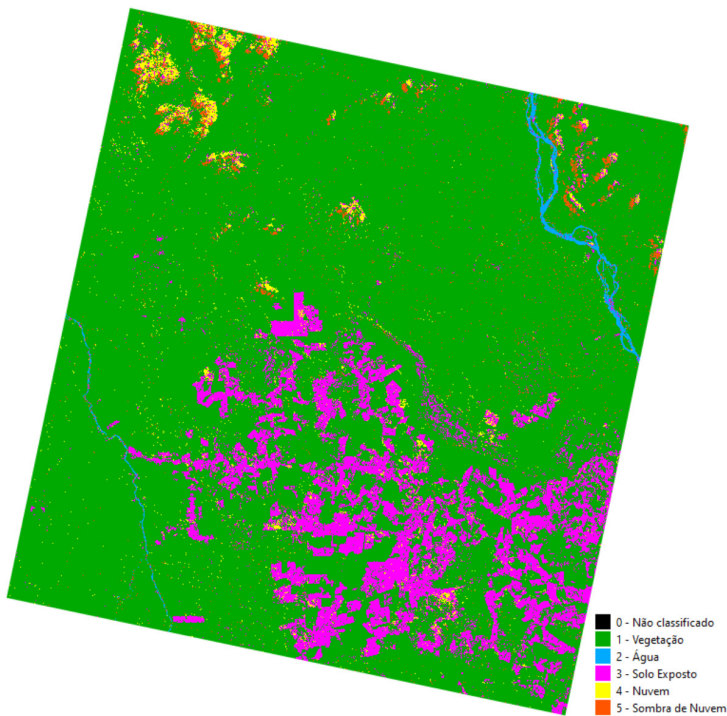


Figura 10 Resultado da classificação supervisionada para o mês de julho de 2022

Fonte: Elaborada pelos autores.

Feita a classificação e observado seu resultado visual, quantificou-se cada uma das classes selecionadas (Tabela 2).

TABELA 2

Áreas e porcentagens das classes para a cena escolhida

Classe	%	Área
Vegetação	58,51	30.863.748.600
Água	31,1	16.400.664.900
Solo exposto	8,25	4.354.603.200
Nuvem	1,11	584.559.000
Sombra de nuvem	1,03	544.264.200

Fonte: Elaborada pelos autores.

A classificação supervisionada mostra que é possível obter dados quantitativos para redigir relatórios necessários para comparação de áreas desmatadas ao longo de um ano ou ao longo de vários anos. É possível fazer uma análise de uma cidade inteira e comparar seus valores com plataformas como o MapBiomas ou mesmo comparar diretamente com os dados do Prodes para uma validação.

5.3 Comparação e validação

Os resultados obtidos nos três métodos (NDVI, EVI e classificação supervisionada) mostraram-se coerentes entre si, pois apresentaram áreas similares nas categorias de vegetação, água e solos expostos. Com o auxílio de uma imagem do Google Satellite, pode-se verificar que as áreas obtidas pelos três métodos se encaixam, ao se sobreporem, indicando que o uso dessas ferramentas apresenta resultados fidedignos às imagens de satélite (Figura 11).

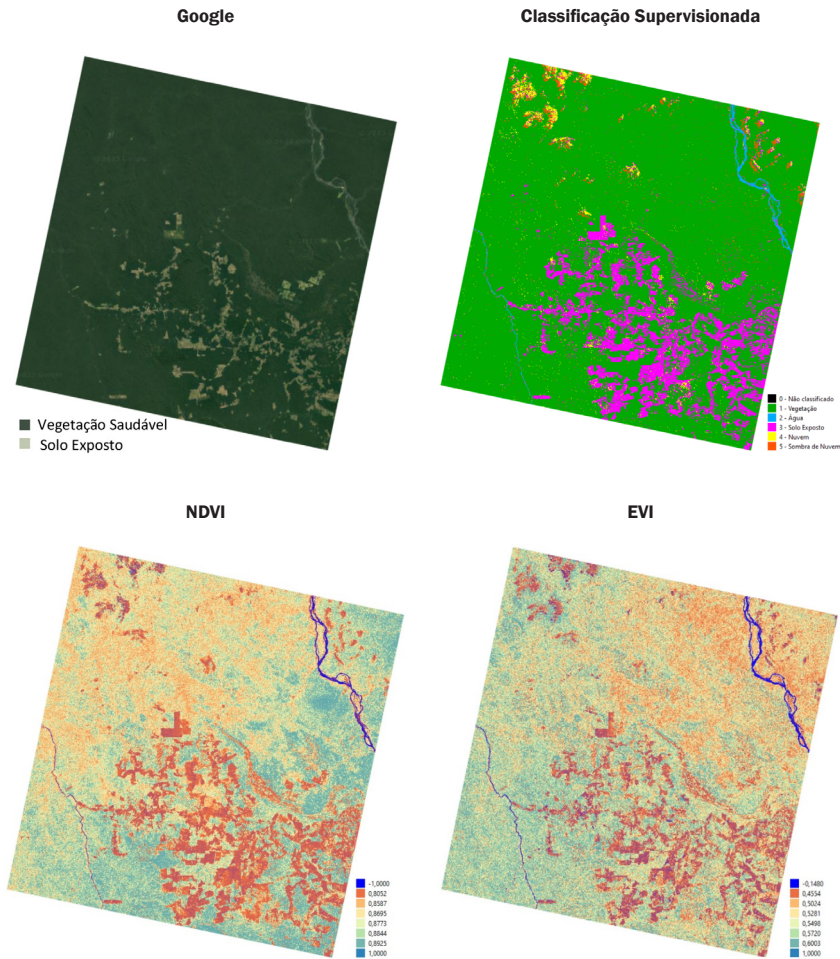


Figura 11 Comparação dos resultados obtidos com o Google Satellite

Fonte: Elaborada pelos autores.

Com base nos resultados encontrados, também foi possível fazer a comparação com os polígonos de desmatamento (demonstrado na Figura 4) disponibilizados pela plataforma MapBiomias. Ao analisar os resultados encontrados e os resultados da plataforma, foi possível identificar a falta de coerência na comparação dos mesmos (Figura 12).

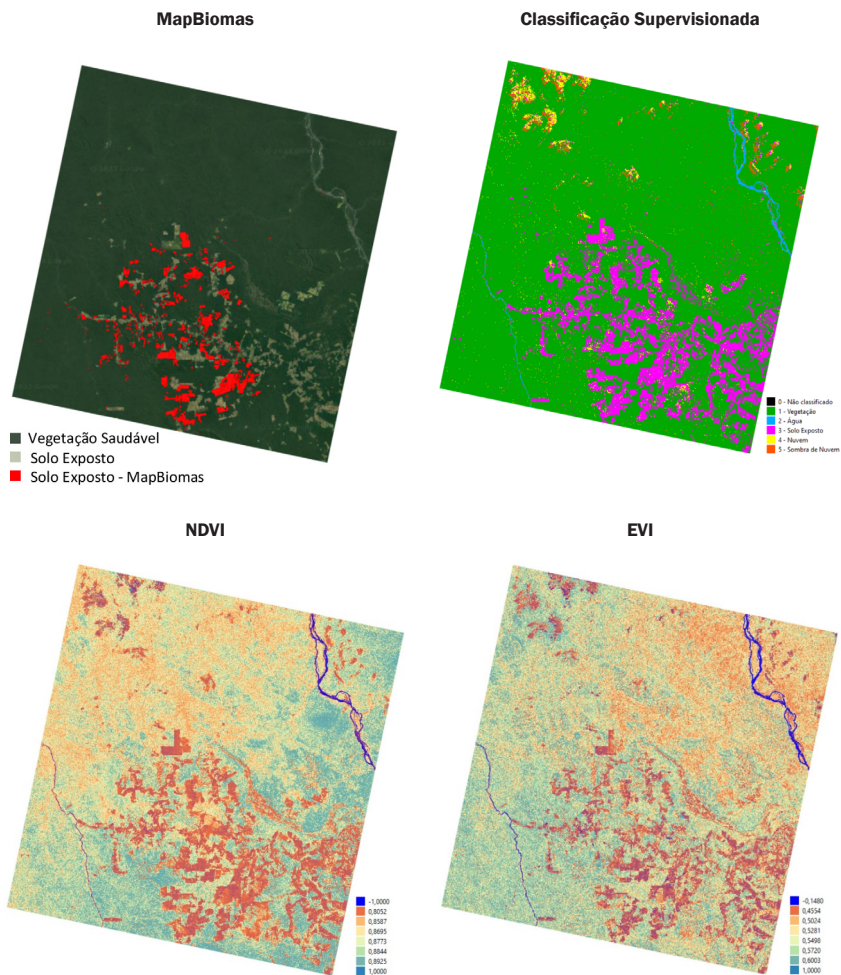


Figura 12 Comparação dos resultados obtidos com o MapBiomass

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os resultados de áreas com solo exposto encontrados tanto com os índices espectrais quanto com a classificação supervisionada foram superiores (em questão de quantidade) aos do MapBiomass. A desproporção entre os resultados obtidos e os demonstrados pela plataforma pode ser justificada pela presença de áreas de cultivo na região. Muitas áreas aparecem como desmatadas por conta da agricultura. Depend-

do da época do ano, por conta do ciclo de cultura de cada cultivo, essas áreas podem ser vistas como vegetação ou como desmatamento.

Outra explicação para a diferença dos resultados em áreas menores desmatadas é que “[...] os sistemas de monitoramento do desmatamento apresentam áreas mínimas de detecção. Por exemplo, os alertas menores do que 6,25 hectares não são detectados na Amazônia [...]” (MapBiomias, 2022, p. 30). Por esse motivo, muitas áreas menores obtidas pela classificação supervisionada, pelo NDVI ou pelo EVI não estão contempladas nos resultados da plataforma.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo mostrou que a classificação supervisionada reduz o problema existente, tanto no NDVI quanto no EVI, em captar as nuvens como sendo parte de uma outra classe. Mas, mesmo com essa diferença na classificação da presença de nuvens, pode-se perceber a grande compatibilidade dos resultados para a análise das possíveis áreas desmatadas.

Foi possível verificar que os resultados dos índices espectrais foram mais “confiáveis” no quesito de diferenciar a vegetação a partir da sua saúde, pois além de seus cálculos serem exclusivamente para avaliar a vegetação, as imagens são calculadas com dados preexistentes, sem interferência do operador. Por sua vez, na classificação supervisionada as amostras colhidas para gerar o resultado dependem da experiência e sensibilidade da pessoa que está operando o *software*.

Deixa-se para trabalhos futuros a idealização de tornar o processo de obtenção dos índices espectrais e da classificação supervisionada mais ágil, por meio de outras ferramentas como o Google Earth Engine.

Deixa-se, também, para estudos futuros a possibilidade de fazer uma análise de desmatamento de uma cidade completa, podendo ser ela Altamira ou outra, e comparar os resultados obtidos da área desmatada pela classificação supervisionada com os resultados encontrados pela plataforma do MapBiomias ou mesmo Prodes.

Com este estudo de desmatamento de uma cidade inteira, também podem-se aplicar análises temporais para saber como o crescimento do desmatamento tem sido ao longo dos anos. Pode-se também verificar a quantidade de áreas de plantio existentes nesta cidade e como essas áreas afetam o número de alertas de desmatamento no local. Esta segunda hipótese pode ser analisada com um estudo no período de um ano, verificando-se as mudanças dos ciclos de cultura entre os 12 meses.

USE OF GEOTECHNOLOGIES TO DETECT DEFORESTATION

Abstract

In 2021 there was a 20% increase, compared to 2020, in the number of deforestation alerts in Brazil, with 69,796 alerts being identified, validated, and refined. Therefore, environmental monitoring is central to taking action to control deforestation. The present work aims to identify geoprocessing tools that can be used to survey deforestation data. Landsat 8 images obtained by the USGS Earth Explorer platform were used to generate the spectral indices, normalized difference vegetation index (NDVI) and enhanced vegetation index (EVI), and to make a supervised classification of areas subject to deforestation. Thus, it was possible to verify that these tools show coherent result since they present similar areas in the categories of vegetation, water, and exposed soils. The unification of the results obtained enables the analysis of possible deforested areas.

Keywords: Supervised classification. Spectral indices. Remote sensing.

REFERÊNCIAS

ALVES, P. H. C. dos S. *et al.* Dinâmica do desmatamento na terra indígena apyterewa mediante a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto. *Boletim Paranaense de Geociências*, [s. l.], v. 80, n. 1, p. 114-128, 30 out. 2022. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/geociencias/article/view/82790/47306>. Acesso em: 16 nov. 2022.

CENTENO, J. *Sensoriamento remoto: classificação de imagens*. Aula 10: Sensoriamento remoto classificação, UFPR, [2018?]. Disponível em: https://docs.ufpr.br/~centeno/m_sr1/pdf/aula10.pdf. Acesso em: 23 nov. 2022.

CRÓSTA, A. P. *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. 4 ed. Campinas: Instituto de Geociências/Unicamp, 2002.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. *Landsat – Land Remote Sensing Satellite*. Portal Embrapa, [2020?]. Disponível em: <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/landsat>. Acesso em: 6 nov. 2022.

EUROPEAN SPACE AGENCY. *Assinaturas espectrais*. 2010. Disponível em: https://www.esa.int/SPECIALS/Eduspace_PT/SEM7W765P1G_0.html#:~:text=Diferentes%20tipos%20

de%20superf%C3%ADcie%2C%20como,denominada%20assinatura%20espectral%20da%20superf%C3%ADcie. Acesso em: 29 maio 2023.

FLORENZANO, T. G. *Iniciação em sensoriamento remoto*. 3. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2011. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=18GkH5X81XcC&oi=fnd&pg=PT6&dq=related:QkkhXa0no-oJ:scholar.google.com/&ots=yIRnkMVX2R&sig=3Rirdlgam7Bs6gIECBoH6-h2fGs#v=onepage&q&f=false>. Acesso em: 18 nov. 2024.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. *Sensoriamento remoto*. Portal IBGE, 2022. Disponível em: <https://atlascolar.ibge.gov.br/conceitos-gerais/o-que-e-cartografia/sensoriamento-remoto.html>. Acesso em: 6 nov. 2022.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. *Deter*. Portal Inpe, [200-]. Disponível em: <http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/deter/deter>. Acesso em: 20 out. 2022.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. *Metodologia utilizada nos sistemas Prodes e Deter*. 2. ed. atual. São José dos Campos: Portal Inpe, 2022. Disponível em: <http://mtc-m21d.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m21d/2022/08.25.11.46/doc/publicacao.pdf>. Acesso em: 20 out. 2022.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS E COORDENAÇÃO GERAL DE OBSERVAÇÃO DA TERRA. *Monitoramento de floresta amazônica por satélite*. 2022. Disponível em: http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes/apresentacao_prodes-1.pdf. Acesso em: 18 nov. 2024.

JENSEN, J. R. *Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres*. São José dos Campos: Parêntese, 2009.

JIANG, Z. *et al.* Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, [s. l.], v. 112, n. 10, p. 3833-3845, 15 out. 2008. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.006>

KOGUT, P. *Bandas de Landsat 8: combinações de imagens de satélite*. EOS Data Analytics, 2022. Disponível em: <https://eos.com/pt/blog/bandas-de-landsat-8/>. Acesso em: 8 nov. 2022.

LEITE, M. B. A. *Floresta Amazônica-Localização*. Redação Ambientebrasil, [s. d.]. Disponível em: https://ambientes.ambientebrasil.com.br/amazonia/floresta_amazonica/floresta_amazonica_-_localizacao.html. Acesso em: 6 de nov. 2022.

LIMA, N. A. da S. *et al.* Índices espectrais por sensoriamento remoto com os satélites Landsat-5 e Sentinel-2 no entorno do reservatório Poço da Cruz - PE. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing*, [s. l.], v. 9, n. 5, p. 299-309, dez. 2019. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/jhrs/article/view/243694/34131>. Acesso em: 29 maio 2023.

LOTUFO, J. B. F. *et al.* Índices espectrais e temperatura de superfície em áreas queimadas no parque estadual do Araguaia em Mato Grosso. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 13, n. 2, p. 648-663, 2020. Disponível em: https://www.researchgate.net/profile/Marcelo-Biudes/publication/340720735_Indices_Espectrais_e_Temperatura_de_Superficie_em_Areas_Queimadas_no_Parque_Estadual_do_Araguaia_em_Mato_Grosso/links/5e9a002b4585150839e3fc83/Indices-Espectrais-e-Temperatura-de-Superficie-em-Areas-Queimadas-no-Parque-Estadual-do-Araguaia-em-Mato-Grosso.pdf. Acesso em: 18 nov. 2022.

MAPBIOMAS. *Relatório anual de desmatamento 2021*. São Paulo, 2022. 126 p. Disponível em: https://s3.amazonaws.com/alerta.mapbiomas.org/rad2021/RAD2021_Completo_FINAL_Rev1.pdf. Acesso em: 17 out. 2022.

OLIVEIRA, G. de C. *et al.* *Classificação supervisionada como ferramenta para avaliação da dinâmica do uso e cobertura do solo*. Universidade Federal de Viçosa, jul. 2014. Disponível em: <https://www.conhecer.org.br/enciclop/2014a/AGRARIAS/Classificacao%20supervisionada.pdf>. Acesso em: 29 maio 2023.

ORTIZ, J. *et al.* O desmatamento da maior área contínua de floresta da Amazônia. *Infoamazonia*, 2021. Disponível em: <https://infoamazonia.org/2021/09/17/area-floresta-desmatamento-desapareceu-amazonia/>. Acesso em: 18 nov. 2024.

PANZA, M. R. *et al.* Hidrogeomorfometria e índice de desmatamento da microbacia Rio dos Veados, Amazônia Ocidental, Brasil. *Revista Ibero Americana de Ciências Ambientais*, v. 12, n. 4, p. 399-411, 2021. Disponível em: <http://sustenere.co/index.php/rica/article/view/CBPC2179-6858.2021.004.0031/2847>. Acesso em: 20 out. 2022.

PASSOS, A. O. *Índices de reflectância, NDVI e EVI como indicadores de níveis de degradação das pastagens tropicais*. 2021. Tese (Doutorado em Agronomia – Ciência do Solo) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista – Unesp, Jaboticabal, São Paulo, 2021.

PENA, R. A. Desmatamento no Brasil. UOL, [s.d]. Disponível em: <https://escolakids.uol.com.br/geografia/desmatamento-no-brasil.htm>. Acesso em: 6 nov. 2022.

PESSOA, M. *et al.* Detecção de áreas de clareiras na Floresta Amazônica através de monitoramento via satélite usando técnicas de aprendizagem de máquina. In: SEMINÁRIO INTEGRADO DE SOFTWARE E HARDWARE (SEMISH), 46., 2019, Belém. *Anais [...]*. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2019. p. 125-136. Disponível em: <https://sol.sbc.org.br/index.php/semish/article/view/6573>. Acesso em: 18 nov. 2024.

RUDORFF, B. F. T. *Produtos de sensoriamento remoto*. [2006?]. Disponível em: <http://www3.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm#top>. Acesso em: 16 nov. 2022.

SANTOS, A. S. R. M. *et al.* Métodos de classificação supervisionada aplicados no uso e ocupação do solo no município de Presidente Médice – RO. *Revista Biodiversidade*, [s. l.], v. 18, n. 1, p. 150-159, 21 abr. 2021. Disponível em: <https://periodicoscientificos.ufmt.br/ojs/index.php/biodiversidade/article/view/8242>. Acesso em: 16 nov. 2022.

SANTOS, A. R. *et al.* *Spring 5.1.2: passo a passo: aplicações práticas*. Alegre, ES: Caufes, 2010.

SARTORIO, L. F. *et al.* Análise de desempenho da metodologia automática para detecção retroativa do desmatamento na Amazônia: etapa Rondônia. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 19., Santos, 2019. *Anais [...]*. Santos: Inpe, 2019. Disponível em: <http://mar2.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/marte2/2019/09.06.11.25/doc/97321.pdf>. Acesso em: out. 2022.

SERGIEIVA, K. *Índices de vegetação para impulsionar soluções digitais*. EOS Data Analytics, 2022. Disponível em: <https://eos.com/pt/blog/indices-de-vegetacao/>. Acesso em: 8 nov. 2022.

SILVA, R. de C. F. *et al.* Análise comparativa de índices espectrais para a extração automática da lâmina d'água em imagem do satélite Landsat 8 OLI. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SEN-

SORIAMENTO REMOTO, 19., 2019, Santos. *Anais [...]* Santos: Inpe, 2019. Disponível em: <https://proceedings.science/sbsr-2019/trabalhos/analise-comparativa-de-indices-espectrais-para-a-extracao-automatica-da-lamina-d?lang=pt-br>. Acesso em: 29 maio 2023.

SILVA, U. J. *et al.* Sensibilidade espectral dos índices de vegetação: GNDVI, NDVI e EVI na Mata Ciliar do Reservatório de Serrinha II – PE, Brasil. *Revista Brasileira de Cartografia*, [s. l.], v. 73, n. 1, p. 17-35, 2021. DOI: 10.14393/rbcv73n1-55252. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/55252>. Acesso em: 20 jul. 2023.

STEFFEN, C. A. *Introdução ao sensoriamento remoto*. [2006?]. Disponível em: <http://www3.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm#top>. Acesso em: 16 nov. 2022.

TRAMONTINA, J. *et al.* Séries temporais de índices de vegetação do sensor MODIS para detecção de limiares de desmatamento no bioma mata atlântica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 19., Santos, 2019. *Anais [...]*. Santos: Inpe, 2019. Disponível em: <http://marte2.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/marte2/2019/09.06.17.32/doc/97369.pdf>. Acesso em: 18 nov. 2024.

VALE, J. R. B. *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*, [s. l.], v. 4, n. 13, p. 26-44, 2018. Disponível em: <https://periodicoselétronicos.ufma.br/index.php/interespaço/article/view/7884>. Acesso em: 1º nov. 2022.

VENTURIERI, A. *Curso de introdução às técnicas de sensoriamento remoto*. Belém, 2007.

VERÇOSA, J. P. S. *et al.* Uso de sensoriamento remoto e de dados oriundos do projeto MapBiomass para análise do desmatamento no município de Rio Largo/AL. *Estudos Avançados sobre Saúde e Natureza*, [s. l.], v. 1, 2021. Disponível em: <https://periodicojs.com.br/index.php/easn/article/view/321>. Acesso em: 1º nov. 2022.

Contato

Kimberlly Ferreira Pinto
kimberlly29@gmail.com

Tramitação

Recebido em: 10/08/2023
Aprovado em: 23/07/2024