



SERVIÇO PÚBLICO FEDERAL UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ CAMPUS UNIVERSITÁRIO DE ALTAMIRA PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIODIVERSIDADE E CONSERVAÇÃO

Arthur Gutemberg Andion Farias Moura

IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORESTAL EM UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL POR MEIO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2

ALTAMIRA – PA JUNHO-2023



Arthur Gutemberg Andion Farias Moura

IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORESTAL EM UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL POR MEIO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2

Dissertação apresentada à Universidade Federal do Pará, como parte das exigências Programa de Pós-graduação do em Biodiversidade Conservação e para obtenção do título de Mestre em Biodiversidade e Conservação.

Orientador(a): Dr. Evandro Ferreira Silva

ALTAMIRA - PA

JUNHO - 2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBDSistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

 M929i Moura, Arthur Gutemberg Andion Farias. IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORESTAL EM UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL POR MEIO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2 / Arthur Gutemberg Andion Farias Moura. --2023.

50 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Evandro Ferreira Silva Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará, Campus Universitário de Altamira, Programa de Pós-Graduaçãoem Biodiversidade e Conservação, Altamira, 2023.

1. Exploração Seletiva. 2. Índices de Vegetação. 3. Transformação Tasseled Cap. 4. Modelo Linear de MisturaEspectral. 5. Infraestruturas Florestais. I. Título.

CDD 910.13337

IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORESTAL EM UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL **PORMEIO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2**

Dissertação apresentada à a Universidade Federal do Pará, como parte das exigências doPrograma de Pós-Biodiversidade graduação em e Conservação para obtenção do título de Mestre em Biodiversidade e Conservação. Avaliada pela Comissão Examinadora composta pelos membros:

Orientador



EVANDRO FERREIRA DA SILVA Data: 28/07/2023 15:52:33-0300 Verifique em https://validar.iti.gov.br

Dr. Evandro Ferreira Silva Programa de Pós-graduação em Biodiversidade e Conservação - UFPA **Banca Examinadora:**



Dr. Fábio Miranda Leão Programa de Pós-graduação em Biodiversidade e Conservação - UFPA



Documento assinado digitalmente JEANGELIS SILVA SANTOS Data: 30/07/2023 14:38:58-0300 Verifique em https://validar.iti.gov.br

Dr. Jeangelis Silva Santos IDAF - Instituto de Defesa Agropecuária e Florestal



Dra. Quétila Souza Barros Pós-doutoranda no Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia Aprovada em: 06/07/2023.

> ALTAMIRA – PA JUNHO - 2023

Dedico esse trabalho a todos que acreditam nas ciências!

Agradecimentos

Agradeço a FAPESPA pela parceria e o financiamento do projeto, e a empresa EBATA, pelo fornecimento do dados.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Evandro Ferreira Silva, por todo o apoio e paciência, pela ajuda em ter conseguido uma bolsa de pesquisa, sou muito grato ao senhor por tudo.

Aos Professores do PPGBC, que sempre incentivaram o desenvolvimento da pesquisa e por todo conhecimento repassado.

Aos meus professores da Graduação Heline Modesto, Ivete Teixeira, Manuel Henrique e José Pegado, por sempre assistirem quando precisei.

À Universidade Federal do Pará e ao Programa de Pós-graduação em Biodiversidade e Conservação.

Aos meus amigos do PPGBC Wemerson Shimon, que esteve ao meu lado me ajudando quando estive em Altamira e durante todo o mestrado, a minha amiga Jéssica Conceição que me ajudou com artigos, normas e outras tarefas do mestrado. Gostaria de deixar um agradecimento especial para a minha amiga Thayane que durante o mestrado acabou tendo a sua vida tomada por um trágico acidente.

Ao best, Lucas Araújo que não sabe a importância de classificar 18mil pontos, entre floresta e não floresta, e sim, ter bolsa no mestrado é um trabalho/emprego.

Ao mozi, Áleci Henrique, que esteve ao meu lado durante a caminhada mais árdua do mestrado, e por ser minha base de apoio emocional.

Aos meus pais, que sempre incentivaram a cursar um mestrado, e nunca deixaram de investir na minha educação, sou extremamente grato a eles. A minha irmã que sempre me aturou.

"Eu não chuto. Como cientista eu chego a conclusões baseadas em observação e experimentação".

Sheldon Cooper (The Big Bang Theory)

LISTA DE FIGURAS E TABELAS

Figura 1. Localização da área de estudo situada na FLONA Saracá-Taquera, Oriximiná,
Terra Santa e Faro, Pará, Brasil18
Figura 2. Esquematização da metodologia utilizada no estudo19
Tabela 1. Informações das Imagens de satélite 20
Tabela 2. Coeficiente de transformação Tasseled Cap aplicados ao satélite LandSat
823
Tabela 3. Coeficiente de transformação Tasseled Cap aplicados ao Sentinel-224
Figura 3. Esquematização de criação da polígonos de interesse26
Tabela 4. Variabilidade do Índice Kappa27
Figura 4. Classificação Supervisionada aplicada aos Índices de Vegetação, TCT e a
MLME
Figura 5. Valores máximos e mínimos para o Índice Kappa30
Figura 6. Valores máximos e mínimos para a acurácia global30
Tabela 5. Valores das IF empregadas para cada técnica 32
Figura 7. Comparação das técnicas que melhor apresentaram a detecção da infraestrutura
florestal com base na fotointerpretação
Figura 8. Resultado do Modelo de Mistura Espectral (Fração solo) aplicado a imagem
LandSat-8

SUMÁRIO

1. Introdução Geral	1
2. Objetivo Geral	3
2.1 Objetivos Específicos	3
Literatura Citada	4
IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORE UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL POR MEIO DE I OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2	STAL EM MAGENS 6
1. INTRODUÇÃO	8
2. MATERIAL E MÉTODOS	11
2.1 Descrição da área	11
2.2 Etapas Metodológicas	12
2.3 Aquisição das Imagens de Satélite, Seleção das Bandas e Correção DO	S 13
2.4 Aquisição de dados por GPS acoplado no Skidder	14
2.5 Aplicação dos Índices de Vegetação, Tasseled Cap e Modelo Linear d Espectral	e Mistura 14
2.6 Índice da Diferença Normalizada	14
2.7 Índice de Razão Simples	15
2.8 Índice de Vegetação Transformado (TDVI)	15
2.9 Índice de Vegetação Transformado (TVI)	16
2.10 Índice de Vegetação Ajustada ao Solo (SAVI)	16
2.11 Tasseled Cap (TCT)	16
2.12 Modelo Linear de Mistura Espectral	17
2.13 Segmentação da Imagens e Classificação Supervisionada	
2.14 Validação e Análise da Acurácia	
2.15 Fotointerpretação manual	21
3 RESULTADOS	
4 DISCUSSÃO	27
5 CONCLUSÕES	
REFERÊNCIAS	

1. Introdução Geral

Grande parte da Amazônia brasileira é coberta por florestas de Terra Firme, cerca de 65%, caracterizada por uma alta diversidade de espécies arbóreas, com ampla variação florística (OLIVEIRA et al., 2021). As florestas sempre fizeram parte da cultura da humanidade, fornecendo produtos, entre eles a madeira (GOMES et al., 2022). A exploração legal da madeira na floresta amazônica é uma importante atividade econômica baseada no Manejo Florestal Sustentável (AGUIAR et al., 2021).

O Manejo Florestal Sustentável (MFS) se baseia na administração da floresta para obtenção de benefícios econômicos, sociais e ambientais, respeitando-se as suas formas de sustentação do ecossistema, evitando a fragmentação de habitats, danos a biodiversidade, degradação de solos férteis e redução da capacidade hídrica em determinadas zonas amazônicas (FERRONATO et al., 2018; SILVA et al., 2018; PARIZOTTO et al., 2019).

Para realizar as atividades de exploração em uma área de MFS, são instaladas algumas infraestruturas florestais (IF) como: estradas primárias e secundárias, construção de pátios de armazenamento e trilhas de arraste (AGUIAR et al., 2021; MORETTI et al., 2020; SHIMABUKURO, 2019), durante a extração seletiva é realizada a abertura de áreas de estocagem e trilhas ou estradas de exploração).

As infraestruturas para atividades de extração seletiva de madeira, produzem modificações características do ambiente florestal (GRAÇA et al., 2015). Para realizar o monitoramento dessas infraestruturas, o Sensoriamento Remoto (SR) tem papel fundamental, uma vez que possibilita estudar o ambiente terrestre (GRANEMANN, 2019). Produtos de sensores remotos, em nível orbital, são ferramentas apropriadas para auxiliar no entendimento e monitoramento dessas áreas.

Ao aplicar técnicas de sensoriamento remoto é possível monitorar a degradação florestal, de extensas áreas e de difícil acesso, como a região amazônica, além de obter informações sobre series históricas de mudanças na cobertura do solo (ASNER, 2001; PINHEIRO et al., 2016; MATRICARDI et al., 2013). Para realização do monitoramento florestal, as imagens provenientes de satélites, possibilitam a realização de inúmeros estudos ambientais, como o mapeamento de uso do solo e das áreas que sofreram desmatamento (SILVA; AMARAL; CRUZ, 2022).

Obter resultados que indicam alteração das florestas nativas são de maior facilidade de acesso pelas metodologias já empregadas de sensoriamento remoto, o próximo passo é buscar

identificar e estimar a quantidade de infraestrutura alocada em campo. Essa estimativa é fortemente influenciada pela resolução espacial das imagens de satélites disponíveis e pelo bom planejamento das estradas que promove menor impacto ao dossel da floresta durante a atividade. Contudo, buscar meio de estimar essas infraestruturas auxilia a avaliar planejamentos executados em campo e identificar não conformidade, com baixo custo, que podem ser validadas em campo.

Esse monitoramento pode ser realizado nas mudanças das coberturas da terra, em tempo hábil com baixo custo financeiro e inclusive para grandes áreas ao combinar o uso de geotecnologias com métodos de avaliação da cobertura, como os Índices de vegetação (IV) (MORETO et al., 2021; ADAMS; GARCIA, 2023). Os IV são transformações de duas ou mais bandas baseadas na resposta espectral da vegetação, as folhas verdes têm uma assinatura espectral única e têm reflectância baixíssima no espectro visível devido à alta absorção nos comprimentos de onda vermelho e azul e têm alta dispersão na radiação infravermelha próxima, o que corresponde às propriedades estruturais do dossel (ADAMS; GARCIA, 2023; MARION; ANDRES; HENDGES, 2021).O contraste entre a baixa quantidade de energia refletida no vermelho e alta reflectância do infravermelho próximo foi o foco que impulsionou a criação dos índices de vegetação (ROSENDO; ROSA, 2005). Outra técnica aplicada em imagens de satélites é a de mistura espectral, utilizada para recuperar imagens fracionais (sombra, vegetação não fotossintética, vegetação e solo) (COSTA et al., 2017; SOUZA et al., 2020). O Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) é usualmente utilizado na identificação de pátios de estocagem, trilhas de arraste e clareiras de quedas de árvores, que são características da extração seletiva de madeira (SATO et al., 2021).

Por fim, a técnica de Transformação Tasseled Cap (TCT), fundamenta-se no contraste espectral entre a vegetação e os atributos de solos (VASCONCELOS; HADDAD; JUNIOR, 2014). O conceito da transformação Tasseled Cap é útil para compactar dados espectrais em algumas bandas associadas com características físicas da cena e decompor informações multiespectrais de satélite em componentes de "brilho", "verde" e "umidade" (HUANG et al., 2002; ZHAI et al., 2022). Essas técnicas são utilizadas para realizar um monitoramento rigoroso dos passivos ambientais, assegurando um meio ambiente ecologicamente equilibrado (MOREIRA et al., 2022). O uso de tecnologias combinadas possibilita uma maior eficiência no monitoramento da exploração florestal, especialmente na região Amazônica, onde sua extensão territorial e a dificuldade de acesso a estas áreas (MORAES et al, 2016). Portanto, essa pesquisa buscou identificar infraestruturas florestais em uma área de manejo florestal sustentável, utilizando os Índices de Vegetação, o Tasseled Cap (TCT) e o Modelo Linear de Mistura Espectral.

2

2. Objetivo Geral

Identificar por meio de imagens de satélite e técnicas de geoprocessamento a viabilidade de identificação de infraestruturas da exploração florestal em uma área de Exploração de Impacto Reduzido.

2.1 Objetivos Específicos

- Realizar a Fotointerpretação dos índices de vegetação, no MLME e TCT em imagens de satélites.
- > Fotointerpretação manual das infraestruturas de exploração florestal.
- > Analisar a precisão da fotointerpretação das infraestruturas.

Literatura Citada

ADAMS, C. E.; GARCIA, C. L. Detection of land-use change and rapid recovery of vegetation after deforestation in the Congo Basin. **Earth interactions**, v. 27, n. 1, 2023.

AGUIAR, M. O. et al. Optimizing forest road planning in a sustainable forest management area in the Brazilian Amazon. **Journal of environmental management**, v. 288, n. 112332, p. 112332, 2021.

Asner, G.P. 2001. Cloud cover in Landsat observations of the Brazilian Amazon. International. Journal of Remote Sensing, 22: 3855-3862.

COSTA, O. B. DA et al. Spatiotemporal mapping of soybean plantations in Rondônia, Western Brazilian Amazon. Acta amazonica, v. 47, n. 1, p. 29–38, 2017.

SOUZA DINIZ, Juliana Maria Ferreira et al. Avaliação do Sentinel-2, NDVI e MLME para Mapeamento do Uso e Cobertura da Terra. **Anuario do Instituto de Geociencias**, v. 43, n. 2, p. 381-391, 2020.

FERNANDES, L. C. et al. Uso de técnicas de sensoriamento remoto utilizando imagens Modis (MCD45A1) para identificação e avaliação de áreas queimadas na Região Metropolitana de Belo Horizonte-MG, Brasil. **Sustainability in Debate/Sustentabilidade em Debate**, v. 11, n. 2, 2020.

FERREIRA DA SILVA, E. et al. Allocation of storage yards in management plans in the Amazon by means of mathematical programming. **Forests**, v. 9, n. 3, p. 127, 2018.

FERRONATO, Marcelo Lucian et al. Manejo florestal Sustentável e a mastofauna amazônica: O caso da fazenda Manoa, Rondônia, Brasil. **Revista Brasileira de Ciências da Amazônia/Brazilian Journal of Science of the Amazon**, v. 7, n. 2, p. 9-18, 2018.

GOMES, M. DA S. et al. Estratégias de projeção da estrutura diamétrica em Floresta Ombrófila Mista. **Ciencia Florestal**, v. 32, n. 2, p. 902–922, 2022.

GRAÇA, P. M. L. DE A. et al. Multi-temporal analysis of radiometric changes in satellite images of forest edges to infer selective-logging areas in the Amazon forest. **Acta amazonica**, v. 45, n. 1, p. 35–44, 2015.

GRANEMANN, Daniel Carvalho; CARNEIRO, Gerson Luiz. Monitoramento de focos de incêndio e áreas queimadas com a utilização de imagens de sensoriamento remoto. **Revista de engenharia e tecnologia**, v. 1, n. 1, p. Páginas 55-62, 2009.

HUANG, C. et al. Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 7 at-satellite reflectance. **International journal of remote sensing**, v. 23, n. 8, p. 1741–1748, 2002.

MARION, Fabiano André; ANDRES, Juliano; HENDGES, Elvis Rabuske. Evolução dos Índices de Vegetação e sua Relação com o Estresse Hídrico: Uma Revisão. **GEOFRONTER**, v. 7, 2021.

MATRICARDI, Eraldo AT et al. Assessment of forest disturbances by selective logging and forest fires in the Brazilian Amazon using Landsat data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 4, p. 1057-1086, 2013.

MORETO, Renan Fernandes et al. Potencial das geotecnologias para monitoramento do impacto da colonização na floresta nativa na microbacia do rio Enganado, Amazônia Ocidental, Brasil. **RECIMA21-Revista Científica Multidisciplinar-ISSN 2675-6218**, v. 2, n. 7, p. e27588-e27588, 2021.

MORETTI, M. S. et al. Dinâmica espaço-temporal da extração seletiva de madeiras no estado de Mato Grosso entre 1992 e 2016. **Ciencia Florestal**, v. 30, n. 3, p. 796–808, 2020.

MOREIRA, Rodrigo César Silva et al. ANÁLISE DA POLÍTICA FLORESTAL E ESTRATÉGIA DE GESTÃO E MONITORAMENTO DOS ATIVOS FLORESTAIS NO ESTADO DE RONDÔNIA. Revista Diálogos: Economia e Sociedade (ISSN: 2594-4320), v. 6, n. 1, 2022.

OLIVEIRA, M. F.; MATTOS, P. P. de; GARRASTAZU, M. C.; BRAZ, E. M.; FIGUEIREDO FILHO, A.; ROSOT, N. C. Análise da estrutura horizontal por densidade de Kernel como subsídio ao manejo florestal na Amazônia. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 41, 2021. DOI: 10.4336/2021.pfb.41e202002098.

PARIZOTTO, Alessandro et al. Florística e diversidade da regeneração natural em clareiras em Floresta Ombrófila Mista. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 39, 2019.

PINHEIRO, T. F. et al. Forest degradation associated with logging frontier expansion in the Amazon: The BR-163 region in southwestern Pará, Brazil. **Earth interactions**, v. 20, n. 17, p. 1–26, 2016.

ROSENDO, J. S.; ROSA, R. A utilização de sensores com resolução moderada (MODIS) no estudo da vegetação na bacia do rio Araguari-MG. **Sociedade & Natureza**, v. 17, n. 33, p. 91-104. 2005,

SATO, Michel Keisuke et al. Use of the linear spectral mixture model in the Saracá-Taquera National Forest. Revista de Ciências Agrárias Amazonian Journal of Agricultural and Environmental Sciences, v. 64, 2021.

SILVA, Camilla Bandeira; AMARAL, Felipe Gonçalves; CRUZ, Carla Bernadete Madureira. Detecção de Supressões Florestais em Imagens Bitemporais de Alta Resolução no Estado do Rio de Janeiro. **Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto**, v. 3, n. 2, 2022.

SOUZA DINIZ, Juliana Maria Ferreira et al. Avaliação do Sentinel-2, NDVI e MLME para Mapeamento do Uso e Cobertura da Terra. **Anuario do Instituto de Geociencias**, v. 43, n. 2, p. 381-391, 2020.

ZHAI, Y. et al. Conterminous United States Landsat-8 top of atmosphere and surface reflectance tasseled cap transformation coefficients. **Remote sensing of environment**, v. 274, n. 112992, p. 112992, 2022.

Este capítulo será formatado nas normas da revista *Forsts*, disponível em: https://www.mdpi.com/journal/forests

IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORESTAL EM UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL POR MEIO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2

IDENTIFICAÇÃO DE INFRAESTRUTURAS DE EXPLORAÇÃO FLORESTAL EM UMA ÁREA DE MANEJO SUSTENTÁVEL POR MEIO DE IMAGENS OLI/LANDSAT 8 E MSI/SENTINEL-2

ARTHUR GUTEMBERG ANDION FARIAS MOURA^{1*}, EVANDRO FERREIRA DA SILVA²

^{1,2}Universidade federal do Pará – Campus Altamira (UFPA), Programa de Pós-Graduação em Biodiversidade e Conservação. **arthurandio@gmail.com; evandrofs@ufpa.br*

RESUMO

O Manejo Florestal Sustentável (MFS), é uma das principais ferramentas para o uso sustentável dos recursos florestais utilizando técnicas de exploração de impacto reduzido. A infraestrutura para exploração florestal é essencial para as atividades de exploração de madeira, e corresponde por uma grande parte nos impactos ambientais dessa atividade. Assim, esse trabalho buscou analisar por meio de dados de sensoriamento remoto e técnicas de geoprocessamento a viabilidade de identificação de infraestruturas da exploração florestal em uma área de MFS. Foram aplicadas dez técnicas, sendo cinco índices de Vegetação (NDVI, TDVI, TVI, RATIO e SAVI), duas Componentes do Modelo Linear de Mistura Espectral (fração solo e vegetação) e dois componentes da Transformação Tasseled Cap (Wetness e Greeness), em imagens Landsat 8 e Sentinel-2, para detecção de infraestruturas florestais, como estradas primárias, secundarias e pátios de estocagem construídos em uma área de manejo florestal sustentável na Floresta Nacional (FLONA) Saracá-Taquera, Pará. Como resultado a componente Wetness da Transformação Tasseled Cap aplicada a imagem sentinel-2, teve um melhor resultado para o índice kappa e acurácia global, com um valor de 0,93 e 83,60 respectivamente. Em relação a fotointerpretação, as técnicas que melhor apresentaram um resultado comparado ao real em campo foram: Wetness da Transformação Tasseled Cap e o NDVI aplicados a imagem Sentinel-2, o TVI na imagem Landsat 8 e a fração Solo do Modelo Linear de Mistura Espectral. Com base nesses resultados foi possível identificar com sucesso infraestruturas florestais como estradas primárias e secundárias, utilizando essas técnicas aplicadas em imagens de média resolução.

Palavras-chave: Exploração Seletiva, Índices de Vegetação, Transformação Tasseled Cap, Modelo Linear de Mistura Espectral, Infraestruturas Florestais.

ABSTRACT

Sustainable Forest Management (MFS) is one of the main tools for the sustainable use of forest resources using reduced impact exploration techniques. The infrastructure for logging is essential for logging activities, and accounts for a large part of the environmental impacts of this activity. Thus, this work sought to analyze, through remote sensing data and geoprocessing techniques, the feasibility of identifying forest exploitation infrastructure in an SFM area. Ten techniques were applied, five Vegetation indices (NDVI, TDVI, TVI, RATIO and SAVI), two Components of the Linear Spectral Mixture Model (soil and vegetation fraction) and two components of the Tasseled Cap Transformation (Wetness and Greenness), in Landsat 8 and Sentinel-2 images, for the detection of forest infrastructures, such as primary and secondary roads and stockyards built in an area of sustainable forest management in the National Forest (FLONA). Saracá-Taquera, Pará. As a result, the Wetness component of the Tasseled Cap Transformation applied to the

sentinel-2 image, had a better result for the kappa index and global accuracy, with a value of 0.93 and 83.60 respectively. Regarding the photointerpretation, the techniques that best presented a result compared to the real one in the field were: Wetness of the Tasseled Cap Transformation and the NDVI applied to the Sentinel-2 image, the TVI in the Landsat 8 image and the Soil fraction of the Linear Spectral Mixture Model. Based on these results, it was possible to successfully identify forest infrastructures such as primary and secondary roads, using these techniques applied to medium resolution images.

Keywords: Selective Exploration, Vegetation Indices, Tasseled Cap Transformation, Linear Spectral Mixture Model, Forestry Infrastructures.

1. INTRODUÇÃO

Uma das principais ferramentas para o uso sustentável dos recursos florestais é o chamado Manejo Florestal Sustentável (MFS). O MFS visa aplicar técnicas adequadas de manejo florestal e de exploração de impacto reduzido (Silva; Almeida; Pompermaye, 2014). O uso de técnicas de Exploração de Impacto Reduzido – EIR, tem indicado redução de danos ao solo, à floresta remanescente e a recuperação da floresta durante o ciclo de corte além de diminuir de 25 a 33% dos impactos na floresta, quando comparado com a exploração convencional (Silva et al., 2020; Fagundes, 2020 e Locks; Matricardi, 2019).

O MFS também consiste na administração da floresta para obtenção de benefícios econômicos como a geração de emprego e renda, sociais e ambientais, respeitando-se os mecanismos de sustentação do ecossistema (Ferronato et al., 2018; Rodrigues et al., 2020; BRASIL, 2006). Todavia, para que o manejo florestal seja implementado, é necessária a abertura de infraestruturas temporárias que geram impactos na floresta, constituída de estradas primárias e secundárias, pátios de armazenamento de toras e trilhas de arraste de toras (Pinagé; Matricardi, 2015; Asner; Keller; Silva, 2004). Esses impactos na floresta durante a exploração, altera a cobertura do dossel e aumenta a luminosidade e, pode causar danos às árvores próximas, a perda de biodiversidade, reduzindo os estoques de carbono, influência na fragmentação dos remanescentes florestais e afeta negativamente o funcionamento do ecossistema (Moretti, 2018; Emmert, 2014; França, 2017).

O monitoramento em áreas de floresta sob regime de manejo florestal, pode ser realizado em tempo hábil e com baixo custo financeiro, inclusive para extensas áreas em tempo real, quando combinado com o uso de geotecnologias (Moreto et al., 2021; Sallo et al., 2014). Em áreas de florestas públicas sob regime de concessão florestal, que se refere à delegação onerosa dada pelo poder concedente, do direito de praticar manejo florestal sustentável e exploração de produtos e serviços, o Serviço Florestal Brasileiro (SFB), órgão responsável pela fiscalização,

adota diversos mecanismos de monitoramento em áreas de manejo, dentre eles, o uso de sistemas de sensoriamento remoto e de imagens de satélites integradas em um sistema de informação geográfica (SIG) (Araújo et al., 2013; Santo; Santos; Silva, 2002; Brasil, 2006).

As abordagens baseadas em sensoriamento remoto, como a utilização de imagens de satélites, exercem um papel fundamental no monitoramento de infraestruturas florestais, visto que são de baixo custo, oferecem uma oportunidade para mapear mudanças florestais em áreas extensas, além de servirem como base para a elaboração de novas políticas públicas ambientais (Silveira et al., 2017; Pinagé; Matricardi, 2015; Bilar; Pimentel; Cerqueira, 2018).

A série de satélites da constelação Landsat tem oferecido imagens de observação da Terra interruptamente desde 1972, sendo uma referência para pesquisas na área de sensoriamento remoto. No estudo de Morales et al. (2021), os índices de vegetação aplicados ao Landsat 5/TM, em comparação com as bandas das imagens, apresentaram maior potencial na classificação das áreas, solo exposto e vegetação (4 citações). Visando dá seguimento ao programa do Landsat 5, a Administração Nacional de Aeronáutica e Espaço (NASA) lançou o satélite Landsat 8.

Este satélite oferece uma maior cobertura e resolução espectral do que seus antecessores, o que pode contribuir para a compreensão do comportamento da vegetação no campo (ALBA et al., 2017). As bandas do satélite LandSat 8, com sensor Operational Land Imager (OLI) possui resolução temporal de 16 dias, a resolução radiométrica de 16 bits e resolução espacial de 30 m (Francisco et al., 2020; Chaves; Picoli; Sanches, 2020; Eros, 2013). Outros satélites ópticos têm sido desenvolvidos e lançados nos últimos anos, como no caso da série de satélites Sentinel, em especial do Sentinel-2 (Neto et al., 2017).

O programa europeu Copernicus 1 com seus satélites Sentinel é um sistema de monitoramento ambiental operacional. O mais importante instrumento Copernicus para fins florestais é a série de satélites Sentinel-2. Este satélite fornece imagens de resolução espacial de 10 a 60 metros com 13 bandas espectrais, fornecem dados com uma frequência de revista de 5 dias e possui resolução radiométrica de 12 bits (Astola et al., 2019; Britto; Britto, 2020). Sensores ópticos de média resolução espacial tem a capacidade de identificar a área explorada e a intensidade da exploração em escala de paisagem, além de possuir o potencial para extrair feições da exploração madeireira com diferentes níveis de detalhes (Natividade et al., 2018; Locks; Matricardi, 2019)

Dentre as técnicas em dados de média resolução espacial, como imagens do satélite Landsat, temos a mistura espectral (Mitchell et al., 2017). Modelos de mistura espectral são usados para detectar a exploração madeireira seletiva na floresta amazônica (Monteiro; Souza; Barreto, 2003). No trabalho realizado por Bullock et al. (2020), é utilizado um sistema de séries temporais de dados Landsat e análise de mistura espectral para detectar degradação e desmatamento em paisagens florestadas. A mistura espectral ocorre quando o mesmo pixel possuir duas ou mais classes espectrais (água e solo ou vegetação e solo, por exemplo), sendo que a resultante da resposta da reflectância refletida dessas classes em uma combinação de todas as respostas espectrais, destes membros de referência ou "*end-members*" (Ceccato et al., 2021; Freitas; Haertel; Shimabukuro, 2018; Roberts et al., 2002).

Outra técnica de sensoriamento remoto de grande utilidade para esse contexto é a de Tasseled Cap, essa técnica surgiu como um índice de vegetação desenvolvido por Kauth e Thomas (1976), e qual seleciona as características de refletância mais significativas para o estudo de vegetação, obtendo bandas correspondentes aos componentes de brilho (brightness), verdor (greenness) e umidade (wetness) (Vasconcelos; Hadad; Martins, 2014; Lencinas; Mohr-Bell, 2007).

Os índices de vegetação (IV), são obtidos a partir da combinação da banda do vermelho e do infravermelho próximo e assim deduzir informações a respeito do estado da vegetação (Bertucini; Silva, 2017; Gaida et al., 2016; Wang et al., 2023). Os índices de vegetação são usados para analisar as propriedades espectrais da vegetação e calculados por operações aritméticas entre bandas, especificamente a vermelha na região do visível e a do infravermelho próximo, devido ao comportamento antagônico da reflectância da vegetação nestas regiões espectrais, além de serem utilizados para fins de pesquisa, planejamento e monitoramento da superfície terrestre.

Esse monitoramento faz uso de IVs como medidas precisas dos padrões espaciais e temporais da atividade fotossintética da vegetação (Francisco et at., 2020; Fitz, 2020). A aplicação de índices da vegetação, obtidos através de imagens captadas remotamente, mostra-se eficaz para identificar a condição da cobertura vegetal (Bilar; Pimentel e Cerqueira, 2018).

Segundo Barni et al., (2021), vários índices espectrais foram desenvolvidos ou adaptados para melhorar o mapeamento de áreas que sofreram ações antrópicas, os mais utilizados são: NDVI, SAVI, RATIO, TVI e o TDVI. Segundo Xue e Su (2017) e Bandeira e Cruz (2021), os índices de vegetação, são algoritmos simples e eficazes para monitorae o vigor e a dinâmica da vegetação terrestre, os quais permitem uma melhor obtenção e compreensão dos parâmetros biofísicos da vegetação, tais como: sua biomassa e a cobertura de solo exposto.

Portanto, este trabalho buscou identificar por meio de imagens de satélite e técnicas de geoprocessamento a viabilidade de identificação de infraestruturas da exploração florestal em uma área de Exploração de Impacto Reduzido.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Descrição da área

A área de desenvolvimento da pesquisa pertence à Floresta Nacional (FLONA) Saracá-Taquera (Figura 1), distrito de Porto Trombetas, município de Oriximiná, Pará. Situada entre as coordenadas geográficas 1°20' e 1°55' de latitude Sul e 56°00' e 57°15' de longitude Oeste, Datum Sirgas 2000. A Unidade de manejo florestal (UMF)-1A foi cedida à empresa EBATA Produtos Florestais de forma legal através do instrumento de concessão florestal, concorrência N° 02/2012, promovida pelo Serviço Florestal Brasileiro (SFB), nos termos da Lei n° 11.284/2006 e do Decreto n° 6.063/2007 e detém certificação *Forest Stewardship Council* (FSC®).



Fig. 1 Localização da área de estudo situada na FLONA Saracá-Taquera, Oriximiná, Terra Santa e Faro, Pará, Brasil.

A FLONA Saracá-Taquera é banhado pelas bacias dos rios Trombetas e Nhamundá com uma grande abundância de lagos, que por sua vez são inseridos no grande Sistema Hidrográfico do Rio Amazonas. Os solos predominantes na região são: Gleissolo, em superfícies aluviais; neosolos, encontrados em planícies; e Argissolos e Latossolos, ocupando as encostas e topos dos planaltos. Em relação à vegetação, as seguintes formações de vegetação predominam: Floresta Ombrófila Densa, Formações Pioneiras com Influência Fluvial e Campinarana (Sato, 2021).

A área de aplicação do estudo denominada de Área de Planejamento (AP), pertence a Unidade de Manejo Florestal 1A, está localizada na Unidade de Produção anual (UPA) 04/2018, na Unidade de Trabalho (UT) 02. A UT-2 possui 355,55 ha, dos quais 126,41 ha foram analisados por meio do monitoramento de 11 pátios explorados. No planejamento da infraestrutura de exploração e durante a exploração foram empregadas as técnicas de exploração de impacto reduzido.

2.2 Etapas Metodológicas

O fluxograma metodológico representa as etapas necessárias para o desenvolvimento da pesquisa (Figura2).



Fig. 2 Esquematização da metodologia utilizada no estudo.

2.3 Aquisição das Imagens de Satélite, Seleção das Bandas e Correção DOS

As imagens do satélite Sentinel-2 e Landsat 8 foram obtidas de forma gratuita na plataforma GloVis (Global Visualization Viewer) do United States Geological Survey (USGS) da NASA (National Aeronautics and Space Administration). As imagens de satélite que cobrem a área de estudo foram adquiridas em duas datas distintas: uma antes do início da exploração florestal, que ocorreu em julho de 2018, e outra após a exploração. Duas resoluções espaciais foram utilizadas: as imagens Sentinel-2 em sua resolução de 10 metros, e as imagens Landsat-8 com 30 metros e 15 metros na banda pancromática. A Tabela 1 mostra as informações das imagens Landsat 8 e Sentinel-2 utilizadas, conforme apresentado na Tabela 1.

Satélite/Constelação	Órbita/ponto	Data de aquisição	Período
Landsat-8	228/061	15/06/2018	Antes da exploração
Landsat-8	228/061	14/09/2018	Após a exploração
Sentinel-2	21MWU	29/06/2018	Antes da exploração
Sentinel-2	21MWU	23/08/2018	Após a exploração

Tabela 1 Informações das Imagens de satélite.

Segundo Novo (2010), a maior consequência da atmosfera sobre as imagens é a diminuição do contraste da imagem, que dificulta a diferenciação de pequenos objetos e, também, sua identificação na imagem. Neste trabalho será abordado o método empírico de Subtração de Objetos Escuros (DOS, sigla em inglês *Dark Object Subtraction*), que é um método de correção atmosférica. Esse método assume que em qualquer imagem há uma grande probabilidade de existir alguns pixels completamente escuros, ou seja, com zero valor de reflectância. Este processo de correção também é muito importante para o cálculo de índices de vegetação computados a partir de duas ou mais bandas espectrais em virtude da influência do espalhamento atmosférico (Machado, 2020).

O processamento das imagens dos satélites foi realizado conforme a metodologia de Machado (2020). A correção atmosférica das imagens OLI/Landsat-8 e MSI/Sentinel-2 foram processadas aplicando o processo de Subtração do Pixel Escuro (DOS), dentro do programa QGIS 3.10.4 com auxílio da ferramenta Preprocessing do *plugin* Semi-Automatic Classification, nesta etapa é adicionada as bandas das imagens de satélites para que estas sejam corrigidas pelo *plugin*. O recorte da área de estudo foi realizado por meio da ferramenta de recorte, deixando somente a feição dentro da área de estudo.

Para as imagens LandSat 8 uma fusão das imagens a combinação ocorre entre as bandas multiespectrais (bandas 1 a 7) e a banda pancromática (banda 8) para combinar as informações

espectrais das bandas multiespectrais com a informação geométrica (espacial) mais detalhada da banda pancromática com o objetivo de melhorar a resolução das imagens com o auxílio da ferramenta *Band set do plugin Semi-Automatic Classification*. Nas imagens do MSI/Sentinel-2 foi realizado o empilhamento das bandas de melhor resolução espacial (10 m, ou seja, as bandas 2, 3, 4 e 8).

Nesse caso, o empilhamento consiste em combinar essas bandas para criar uma única imagem que contenha informações de todas elas. Em resumo, tanto a fusão das imagens Landsat-8 quanto o empilhamento das bandas para as imagens Sentinel-2 são processos utilizados para melhorar a qualidade e a resolução das imagens, permitindo uma análise mais precisa e detalhada das informações contidas nelas.

2.4 Aquisição de dados por GPS acoplado no Skidder

Para identificar a infraestrutura executada no projeto foi monitorada a movimentação do Skidder (trator florestal) dentro da área de exploração e o percurso dos carros de apoio na UPA. Para tal, foi empregado um aparelho de Global Positioning System (GPS) modelo Garmin 76 CSx, o qual foi acoplado ao Skidder e nos carros de apoio para monitorar seu percurso. Após a coleta dos dados, as informações obtidas pelo GPS foram transformadas em *shapefile*, o que permite produzir mapas que representam o percurso do arraste das árvores do local de corte até os pátios de estocagem, bem como os pátios de estocagem e estradas florestais, sendo possível de identificar com melhor precisão as infraestruturas alocadas.

2.5 Aplicação dos Índices de Vegetação, Tasseled Cap e Modelo Linear de Mistura Espectral

Após as correções das imagens Satélites LandSat 8 e Sentinel-2, foram processados os índices de vegetação NDVI, TDVI, TDVI, TVI, RATIO, SAVI e as técnicas de Tasseled Cap e Mistura Espectral.

2.6 Índice da Diferença Normalizada

O NDVI foi um dos primeiros índices de vegetação desenvolvidos nos estudos de caracterização e de monitoramento da vegetação e é amplamente utilizado até os dias atuais, explorando diferentes abordagens, nos estudos agrícolas, monitoramentos florestais e climáticos (Moraes et al., 2016 e Ferreira; Ferreira. Ferreira, 2008). O NDVI varia de -1 a 1 e está diretamente relacionado com o vigor da vegetação, valores mais altos indicam vegetação mais

vigorosa, valores próximos a 0 indicam solo exposto e/ou áreas urbanas e valores negativos a presença de água (Guedes, 2018; Machado, 2020 e Costa; Ribeiro; Albuquerque, 2020).

O índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI) é calculado usando a seguinte equação I:

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

Onde: NIR corresponde a banda do infravermelho próximo e o RED a banda do vermelho (Eastman, 1998).

2.7 Índice de Razão Simples

O Ratio Vegetation Index (RATIO) ou Índice de Razão Simples, desenvolvido por Rouse et al. (1974), objetivando a separação da vegetação verde do solo. Os resultados desse índice detectam o contraste existente entre as bandas do vermelho e do infravermelho para os pixels da vegetação (Coutinho et al., 2016). Quando o valor desse índice for elevado, entende-se que existe baixa reflectância no vermelho (ocasionado pela absorção da clorofila) e alta reflectância no infravermelho (devido a estrutura das folhas), produzindo um parâmetro que é altamente sensível à presença de vegetação (Gonçalves, 2018; Galvanin et al., 2014 e Berger et al., 2019). É obtido por meio da divisão de valores de reflectância entre as bandas do infravermelho próximo pela banda do vermelho, conforme a equação (II):

$$RATIO = \frac{NIR}{RED}$$
(II)

Onde: RATIO: Índice de Razão de Vegetação; NIR: Banda do Infravermelho próximo; RED: Banda do Vermelho.

2.8 Índice de Vegetação Transformado (TDVI)

TDVI é um índice de vegetação que tem a maior correlação com a biomassa. TDVI é um índice de desenvolvimento de vegetação do NDVI para evitar valores negativos. Além disso, o TDVI pode minimizar o efeito da reflexão do solo e é capaz de corrigir todos os problemas radiométricos, como desvios de sensores e efeitos atmosféricos e têm sido usados como indicadores lineares da cobertura vegetal, ao contrário do NDVI e do SAVI, que ficam saturados com as propriedades ópticas do solo (Ranjan et al., 2019 e Bannari; Asalhi; Teillet, 2003), esse índice é representado pela equação III:

$$TDVI = \sqrt{0.5 + \frac{NIR - RED}{NIR + RED}}$$
(III)

2.9 Índice de Vegetação Transformado (TVI)

O TVI é um índice utilizado em cenas em que com baixa densidade de vegetação e a diferença normalizada pode resultar em valores negativos (Galvanin el al., 2014). Segundo o autor Barahona et al. (2022), os valores do TVI não costumam se diferenciar dos valores do NDVI, no caso do TVI é adicionado o fator 0,5, que gera valores positivos para os índices que serão gerados. Valores superiores a 0,6 refletem vegetação e enquanto esse valor próximo a 1 representará material vegetal com maior acúmulo de clorofila.

$$TVI = \sqrt{NDVI + 0.5}$$
(IV)

2.10 Índice de Vegetação Ajustada ao Solo (SAVI)

O Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), que tem o objetivo de minimizar os efeitos do solo no sinal da vegetação e incorporar uma constante de ajuste do solo (Rêgo et al., 2012). O índice é utilizado para quantificar a perda/ganho da cobertura vegetal e permite mensurar a densidade de fitomassa foliar fotossinteticamente ativa e o nível de umidade por unidade de área, além de enfatizar a influência de solo exposto, especialmente no período seco (Santos, 2018 e Bandeira; Cruz, 2021).

$$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} * (1 + L)$$
(V)

O fator L que foi proposto por Huete (1985), sugere o fator L de 1,0; para cobertura vegetal intermediária fator 0,5, e para altas densidades de vegetação fator 0,25. Quando o valor L for igual a zero, o índice SAVI equivalerá ao índice NDVI.

2.11 Tasseled Cap (TCT)

O Tasseled Cap (TCT) é técnica de sensoriamento remoto, a qual seleciona as características de refletância mais significativas para o estudo de vegetação. O TCT fundamentase no contraste espectral entre a vegetação e os atributos de solos (Vasconcelos; Haddad; Junior, 2013). A transformação Tasseled Cap resulta da combinação linear de todas as bandas espectrais do satélite Landsat e é um método que permite a redução da informação espectral em menor número de bandas, que representam variáveis físicas (Insaurralde, 2019; Shi; Xu, 2019).

Para o satélite LandSat 8, os valores correspondentes em cada banda do satélite do sensor OLI foram retirados de Ali Baig et al. (2014), que estabeleceu um coeficiente de transformação para cada banda (Tabela 2).

Componentes	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 6	Banda 7
	(Blue)	(Green)	(Red)	(NIR)	(SWIRI)	(SWIRII)
Brightness	0,329	0,2786	0,4733	0,5599	0,508	0,1872
Greenness	-0,2941	-0,243	-0,5424	0,7276	0,0713	-0,1608
Wetness	0,1511	0,1973	0,3283	0,3407	-0,7117	-0,4559

Tabela 2 Coeficiente de transformação Tasseled Cap aplicados ao satélite LandSat 8.

As equações estimadas para o cálculo das componentes para o sensor OLI (LandSat-8), são:

Wetness = (B2*0,1511) + (B3*0,1973) + (B4*0,3283) + (B5*0,3407) + (B6*-0,7117) + (B7*-0,4559) (VI) Greness = (B2*-0,2941) + (B3*-0,243) + (B4*-0,5424) + (B5*0,7276) + (B6*0,0713) + (B7*-0,1608) (VII) Brightness = (B2*0,3029) + (B3*0,2786) + (B4*0,4733) + (B5*0,5599) + (B6*0,508) + (B7*0,1872) (VIII)

Para o sensor MSI do Sentinel foram utilizados os valores do estudo de Shi (2019), conforme Tabela 3.

Tabela 3 Coeficiente de transformação Tasseled Cap aplicados ao Sentinel-2.

Componentes	Banda 2	Banda 3	Banda	Banda 8	Banda 11	Banda 12
	(Blue)	(Green)	4 (red)	(NIR)	(SWIRI)	(SWIRII)
Brightness	0,3510	0,3813	0,3437	0,7196	0,2396	0,1949
Greenness	0,3599	-0,3533	-0,4734	0,6633	0,0087	-0,2856
Wetness	0,2578	0,2305	0,0883	0,1071	-0,7611	-0,5308

As Fórmulas estimadas para o cálculo das componentes SAR (Sentinel-2), são: Wetness = (B2*0,2578) + (B3*0,2305) + (B4*0,0883) + (B5*0,1071) + (B6*-0,7611) + (B7*-0,5308) (IX) Greness = (B2*-0,3599) + (B3*-0,3533) + (B4*-0,4734) + (B5*0,6633) + (B6*,0087) + (B7*-0,2856) (X) Brightness = (B2*0,3510) + (B3*0,3813) + (B4*0,3473) + (B5*0,7196) + (B6*0,2396) + (B7*0,1949) (XI)

2.12 Modelo Linear de Mistura Espectral

O Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME), proposto por Shimabukuro & Smith (1991), é outra técnica que permite realçar algumas feições da imagem, através da geração das

imagens fração, sendo as mais usuais as frações: solo, vegetação e sombra. A utilização do MLME tem se mostrado uma técnica eficaz para o mapeamento de florestas degradadas, principalmente por possibilitar a separação entre as frações solo e vegetação.

De acordo com Shimabukuro et al. (2014) a fração de vegetação derivada do MLME apresenta características semelhantes ao NDVI, permitindo assim destacar a cobertura vegetal. Enquanto a fração solo permite realçar áreas de solo exposto, facilitando a identificação de áreas onde ocorrem cortes seletivos e cortes rasos. Por outro lado, a fração sombra realça os corpos d'água e áreas cuja geometria visada contemplem sombreamentos (Diniz, 2020). O MLME pode ser representada matematicamente pelas equações VI e VII apresentadas a seguir:

$$\sum F_{i} = F_{1} + F_{2} + F_{3} = 1$$
(XII)

 $DN \lambda = F_1 \text{vege } \lambda_1 + F_2 \text{solo } \lambda_2 + F_3 \text{agua } \lambda_3 + E \lambda$ (XIII)

DN λ é o número digital de um determinado pixel na banda λ da imagem Landsat-8; F1, F2 e F3 são proporções da vegetação, solo e água que compõem o respectivo pixel; vege λ , solo λ e agua λ correspondem aos componentes puros de vegetação, solo e água respectivamente; E λ é o erro de estimação intrínseco para cada banda (Ponzoni, 2012).

No presente trabalho foi utilizado o software TerraView 5.6.3, para processar as componentes do MLME. Dentro do TerraView, essa técnica permite a decomposição de um raster em imagens de frações, indicando a proporção de cada componente presente em um pixel. Essa técnica é utilizada em imagens de satélite, onde um único pixel pode conter mais de um alvo, como vegetação, sombra ou água e solo. Para realizar essa decomposição, é necessário ter um arquivo raster, um mapa de *endmembers* puros (que são valores de pixel onde a proporção exata de um componente é conhecida) e informações do sensor para cada banda. Existem dois métodos disponíveis dentro desse software, para o MLME: Linear e PCA. Nesta pesquisa foi utilizado o método Linear, que pode ser calculado por meio de um método de mínimos quadrados e restrito para 3 componentes e 4 bandas. O produto dessa técnica foi salvo como um novo layer no projeto do TerraView.

2.13 Segmentação da Imagens e Classificação Supervisionada

Após o cálculo dos índices de vegetação, MLME e do TCT, foi aplicado a técnica de segmentação. A segmentação de imagem é uma técnica de agrupamento de dados, na qual somente as regiões espacialmente adjacentes podem ser agrupadas (Vidal; Neto; Aleixo, 2018). A segmentação tem sido amplamente utilizada nos procedimentos de classificação de imagens de satélite (Pereira, 2018). Essas representações do comportamento médio das classes que serão

mapeadas automaticamente, onde torna-se de suma importância que as amostras de treinamento sejam bastante homogêneas (Moura, 2021). Dessa forma, para os índices de vegetação, TCT e MLME a segmentação será aplicada com o objetivo de colher amostras nas variações dos resultados das técnicas calculadas que serão *input* no processo de classificação, sendo utilizadas as imagens de satélite na composição de cor verdadeira para validar as amostras de áreas de floresta e não floresta.

A metodologia de classificação supervisionada refere-se quando existe um conhecimento prévio de algumas áreas que deseja trabalhar, o que permite a seleção de amostras de treinamento confiáveis por meio da fotointerpretação manual, obtendo amostras por meio de técnicas como a segmentação (Lage, 2021). A segmentação foi desenvolvida no *plugin* OTB (OrfeoToolbox provider), o qual, identificou os recursos ou segmentos nas imagens, agrupando pixels adjacentes que tenham características espectrais semelhantes. Para tal, nos algoritmos de classificação são informados previamente pelo analista as áreas para extrair as feições de mesmo interesse em um espaço multidimensional (Brodt, 2022).

Usando o software Qgis 3.24, disponível em: "https://qgis.org/pt_BR/site/", o método de classificação supervisionada será aplicado empregando o algoritmo Maximum Likelihood Classification da Classificação da máxima verosssimilhança por meio do *Plugin Semi-Automatic Classification Plugin* (Lillesand e Kieffer, 1994), esse classificador funciona calculando o vetor médio, variância e a correlação para cada classe nos dados de treinamento (Curran, 1985). Essas técnicas foram empregadas para todos os índices de vegetação, TCT e no MLME. Após a aplicação da segmentação, foi gerado uma outra imagem com variações de cor que vão do branco ao cinza (Figura 3D), nessa imagem, foram criados 10 (dez) polígonos para a classe de floresta e 10 (dez) polígonos para a classe de solo exposto, e como produto, obteve-se a imagem com a classificação supervisionada (Figura 3E).



Fig. 3 Esquematização de criação da polígonos de interesse (segmentação) e Classificação Supervisionada; (A) Imagem Sentinel-2 8/4/3; (B) NDVI; (C) Segmentação; (D) Classes de interesse; (E) Classificação Supervisionada.

2.14 Validação e Análise da Acurácia

A análise da detecção da infraestrutura florestal se baseia na avaliação de acurácia das classificações geradas com base nos índices de vegetação, no modelo de Mistura espectral e no Tasseled cap do processamento das imagens descritas anteriormente. Nessa avaliação terá como resultado para cada classificação uma matriz de confusão.

O processamento da acurácia foi realizado utilizando a extensão AcATaMa disponível no software Qgis 3.14, que permite calcular a matriz confusão com base nas classes escolhidas pelo usuário (floresta e não floresta). Inicialmente é necessário selecionar a imagem ou área na qual serão analisados os padrões de acurácia, no caso do presente trabalho, será a área planejamento, pois esta contém as informações sobre as infraestruturas que serão analisadas.

Em seguida é identificado o *raster* gerado dos índices de vegetação, do TCT e do MLME dentro da ferramenta, e posteriormente identificar a classe das amostras a serem geradas pelo próprio *plugin* acerca de cada classe da classificação validada pela imagem em cor natural, serão analisadas 396 amostras distribuídas de forma proporcional ao tamanho em área de cada categoria, gerando assim um mapa de pontos. Após esse processo, o mesmo *plugin* direciona estas informações para que se seja realizado um processo de validação manual, resultando em informações do padrão de acurácia global.

Como produto dessas etapas, obtém-se a matriz confusão (MC). A MC foi construída através da informação verdadeira das amostras de teste, o que significa que se assume como verdade que todos os pixels das amostras de teste pertencem à classe a que foram atribuídos (Dalposso et al., 2021). Neste trabalho serão utilizadas duas classes: Floresta e não floresta. Os resultados foram analisados a partir da acurácia global, do erro de comissão (acurácia do usuário), omissão (acurácia do produtor) e índice kappa.

O índice kappa, é uma medida, utilizada para dados categóricos, é exemplificada como a proporção de concordância observada não decorrente do acaso, em relação à máxima concordância não devida ao acaso. Os valores do coeficiente de Kappa variam de 0 a 1, sendo que, quanto mais perto de 1 representa uma concordância maior entre os pontos de referência e as categorias classificadas (Correia et al., 2007; Santos; Lima, 2019). A confiança dos resultados adquiridos nesse artigo foi analisada de acordo com os intervalos dos valores de kappa propostos por Landis e Koch (1977), conforme Tabela 4.

Índice Kappa	Concordância		
< 0,00	Péssima		
0,00 - 0,20	Ruim		
0,21-0,40	Razoável		
0,41-0,60	Moderada		
0,61-0,80	Considerável		
0,81-1,00	Excelente		
Fonte: Adaptado d	le Landis e Koch (1977).		

Tabela 4 Variabilidade do Índice Kappa.

A acurácia global, expressa o total de acertos em relação ao total de amostras da imagem classificada (Vieira e Viana, 2021).

$$Ag = \frac{a}{n} * 100 \tag{XIV}$$

Onde: Ag = acurácia global; a = pontos amostrais com acerto; n = número total de pontos amostrais.

Os erros de comissão se referem aos pixels atribuídos a uma determinada classe, oriundos de erros de classificação das outras classes. A acurácia do produtor refere-se aos erros de exclusão/ omissão; isto é, os erros de classificação de outras classes não são atribuídos a uma determinada classe. O índice Kappa é usado para a verificação global de concordância entre as amostras de referência das classes usadas e os resultados dos classificadores usados (Silva; Andrade e Pacheco, 2016). Os erros de comissão (Ec) e omissão (Eo) e o índice kappa (k) são determinados, respectivamente, pelas equações VIII, IX e X.

$$Ec = \frac{X+i - Xii}{X+i}$$
(XV)

$$Eo = \frac{Xi + -Xii}{X + i}$$
(XVI)

$$k = \frac{N * \Sigma Xii - \Sigma Xi * X + i}{N^2 - \Sigma Xi + X + i}$$
(XVII)

Onde: X*ii* é a concordância observada (diagonal da matriz confusão na posição *i*); X*i*+ (soma da linha i da matriz confusão) e X+*i* (soma da coluna i da matriz confusão) são os produtos marginais (concordância esperada); e N é o total de elementos/pixels observados.

2.15 Fotointerpretação manual

Posterior a classificação supervisionada, também foi realizada fotointerpretação manual do resultado das técnicas de geoprocessamento aplicadas as imagens Landsat-8 e Sentinel-2. Foram criados dentro do software Qgis 3.24 shapes de estradas primárias, secundárias e pátios de estocagem, de acordo com cada técnica. Para mapear essas infraestruturas, utilizou-se critérios convencionais de fotointerpretação como a cor, tamanho, textura, posição, sombra, padrão e forma, além de uma escala de 1:2.000 em todas as técnicas.

3 RESULTADOS

A classificação Supervisionada gerada a partir das 16 técnicas aplicadas (Figura 4), mostraram as infraestruturas florestais diferentes para cada métrica utilizada.



Fig. 4 Classificação Supervisionada aplicada as técnicas de geoprocessamento.

Os resultados da classificação supervisionada, mostraram que o monitoramento é de difícil detecção, em função de algumas feições de infraestruturas florestais, não ficarem aparentes. Quanto maior o intervalo entre a exploração e o levantamento das imagens, as infraestruturas tornam-se pouco visíveis até mesmo por sensoriamento remoto ativo, e é mais difícil localizar com um sensor passivo.

Contudo, a classificação supervisionada auxiliou na geração da acurácia de cada técnica. As classificações geradas a partir da aplicação das técnicas nos dois conjuntos de imagens de satélites mostraram resultados diferentes para as resoluções espaciais, entre as imagens Sentinel-2 (amarelo) e Landsat-8 (verde). O componente Wetness da transformação Tasseled Cap aplicado ao Sentinel-2 e o índice SAVI aplicada a imagem LandSat 8, apresentaram os melhores resultados para o índice Kappa (0,93 e 0,91 respectivamente). Em relação aos valores mais baixos dos resultados, os dois menores foram, o RATIO (Landsat 8) e TDVI (Sentinel-2), com 0,64 e

0,70 respectivamente. As demais técnicas tiveram valores intermediários, como mostra a Figura 5.



Fig. 5 Valores máximos e mínimos para o Índice Kappa.

O melhor resultado para a acurácia global obtido com a componente Wetness e no NDVI aplicados ao Sentinel-2, com uma resposta de 97,47% em ambos, enquanto o menor resultado encontrado, discrimina o valor de 83,60 ao NDVI da imagem Landsat-8, conforme a Figura 6.





As demais estatísticas geradas apresentadas na matriz de confusão também seguiram esse padrão. Em relação a matriz de confusão gerada para a classe de interesse do mapeamento (não Floresta), os valores de acurácia do produtor em alguns casos foram menores que o valores da classe de floresta, variando de 94,86% (RATIO da Landsat-8) a 73,77% (Greeness do Sentinel-2). Já para a acurácia do usuário, os valores para a classe de interesse oscilaram os valores máximos e mínimos, se encontraram nas técnicas aplicadas ao sentinel-2, o valor mais alto foi de 98,36% (NDVI) e o mais baixo de 83,53 (TDVI).

Além da análise estatística obtida com a matriz de confusão, é importante também analisar visualmente o resultado das classificações. Com base nos shapes fornecidos, foi possível quantificar o tamanho das estradas primarias, secundarias e a localização dos pátios de estocagem, que são 1,86 km, 1,84 km e 11, respectivamente. O mapeamento das infraestruturas florestais por meio da técnica da fotointerpretação, exigiu um maior tempo. Todavia, este método garantiu uma precisão maior na interpretação das IF. Comparando-se as fontes de dados, as imagens de 10 m de resolução espacial (Sentinel-2), a identificação das infraestruturas foi mais eficiente.

Técnica	Estrada Primári	Viés (%)	Estrada Secundária	Viés (%)	Pátio de Estocagem	Viés (%)
	a (km)		(KIII)			
Planejamento	1,86		1,84		11	
executado						
MLME	1,89	1,01	1,66	0,90	10	0,90
Vegetação						
MLME Solo	1,86	1,00	1,78	0,96	10	0,90
TDVI Landsat-8	1,87	1,00	1,63	0,88	11	1
TDVI Sentinel-2	1,88	1,01	1,69	0,91	12	1,09
TVI Landsat-8	1,86	1,00	1,51	0,82	10	0,90
TVI Sentinel-2	1,84	0,98	2,07	1,12	10	0,90
RATIO Landsat-8	1,85	0,99	2,09	1,13	12	1,09
RATIO Sentinel- 2	1,89	1,01	2,19	1,19	13	1,18
SAVI Landsat-8	1,87	1,00	1,57	0,85	10	0,90
SAVI Sentinel-2	1,90	1,02	1,48	0,80	10	0,90
NDVI Landsat-8	1,89	1,01	1,61	0,8	9	0,81
NDVI Sentinel-2	1,86	1,00	1,93	1,04	11	1
TCT Wetness Landsat-8	1,85	0,99	1,44	0,78	8	0,72
TCT Wetness Sentinel-2	1,86	1,00	2,46	1,33	13	1,18
TCT Greeness Sentinel-2	1,89	1,01	2,04	1,10	11	1
TCT Greenness Landsat-8	1,88	1,01	1,18	0,64	13	1,18

Tabela 5 Valores das IF empregadas para cada técnica.

Comparando-se as métricas extraídas das imagens de satélites, as que melhor identificaram visualmente as infraestruturas florestais, foram: o componente TCT Wetness e o NDVI, aplicados ao Sentinel-2, TVI para o LandSat-8 e o MLME fração solo na imagem Landsat

8. Em relação aos pátios de estocagem, as técnicas não apresentaram um valor exato quando comparado a quantidade verdadeira (Tabela 5), mesmo assim, as imagens do Sentinel-2 com resolução de 10 m, foram as que mais tiveram acertos em relação ao valor real. A comparação na Figura 7, permite visualizar a identificação das estradas primárias, secundárias os pátios de estocagem, no resultado respectivo de sua técnica de geoprocessamento utilizada.



Fig. 7 Comparação das técnicas que melhor apresentaram a detecção da infraestrutura florestal com base na fotointerpretação.

Outro ponto importante que pode ser observado é o resultado do Modelo Linear de Mistura Espectral. Apesar do MLME, não ter apresentado resultados satisfatórios no índice kappa e na acurácia global, essa técnica é utilizada pelo SFB, dentro do DETEX (Sistema de Detecção da Exploração Seletiva), que realiza o mapeamento de áreas abertas e da extração seletiva em florestas de manejo. Para isso são geradas as imagens fração do solo, vegetação e sombra (Pinheiro; Muniz, 2019). Com o uso de imagens de média resolução espacial (Landsat-8), é possível detectar essas áreas usando a imagem fração solo gerada pelo modelo linear de mistura espectral. A fração solo gerada para a área de estudo (Figura 8), foi a que melhor representou a estrada primária e algumas secundárias o que permitiu o mapeamento manual e mais preciso dessas infraestruturas.



Fig. 8 Resultado do Modelo de Mistura Espectral (Fração solo) aplicado a imagem LandSat-8.

Foi possível identificar a estrada primária dentro da área de estudo com as feições do solo resultante do MLME. Essa técnica, ainda permite que órgãos de fiscalização mapeiem áreas onde houve supressão vegetal. Apesar de ficar evidente a estrada primária, outras infraestruturas como estradas secundárias e pátios de estocagem, não se mostraram aparentes. Foram identificados 10 (dez) pátios ao todo na técnica do MLME, em relação ao real em campo fornecido pelo emprese EBATA, o total dos pátios de estocagem são 11 (onze). Em relação as estradas secundárias, apesar da difícil de identificação, foram possíveis fazer um mapeamento manual, com base nos atributos da fotointerpretação como coloração, pixel, área e etc.

4 DISCUSSÃO

Nos resultados encontrados no trabalho, os altos valores do índice Kappa sugerem que a detecção da infraestrutura florestal nas imagens Landsat 8 e Sentinel-2, tem alta concordância aos dados de referência, que representam a realidade de campo. A extensão dos alvos em relação

à resolução espacial das imagens explica esses resultados: muitos alvos apresentam dimensões inferiores a 15 metros, resolução espacial do sensor OLI. Contudo, as imagens de satélite são eficazes para identificar perturbações, como estradas e grandes operações de corte raso (Wasseige e Defourny, 2004).

Alguns trabalhos corroboram com o fato da Imagem Sentinel-2, ter apresentado um melhor resultado no Índice Kappa, na acurácia global e na fotointerpretação. No trabalho realizado por Monteiro (2005), observou-se um ganho de informação sobre os pátios e as estradas à medida que a resolução espacial das imagens se tornou maior. O resultado obtido por Silva (2003), identificou que a alta resolução espacial está associada à maior discriminação dos elementos, portanto a um número maior de observações.

A baixa performance de algumas metricas em relação ao índice kappa e acurácia global, pode estar relacionada à complexidade da classificação dessas imagens. Em muitos trechos elas não apresentam largura suficiente para abrir o dossel florestal e mostrar a porção de solo exposto, como acontece nas estradas secundárias, pois os sensores passivos, não são eficientes em áreas altamente vegetadas (Bujan et al., 2021).

Os valores de acurácia do produtor (Ap) e do usuário (Au) indicam que o mapeamento da infraestrutura florestal foi constante, com baixas taxas de omissão para a classe área explorada, concentradas nas áreas de estradas. Esses aspectos são de difícil detecção, especialmente numa exploração de impacto reduzido como acontecem em áreas de manejo florestal. O corte seletivo é muito mais difícil de detectar do que o corte raso, este processo resulta em um mosaico de floresta com clareiras de queda de árvores, estradas primárias e secundárias e pátios (Wasseige e Defourny, 2004). Porém, os melhores resultados identificados nas métricas extraídas das imagens Sentinel-2, é explicado por ter uma resolução maior que a do Landsat-8. Ainda segundo Wasseige e Defourny, 2004, sensores de satélite com uma melhor resolução mostraram-se uma fonte eficaz de informações na detecção e monitoramento de atividades de extração seletiva de madeira.

Nas imagens geradas a partir da classificação supervisionada, as infraestruturas se mostraram bastante descontínuas, apesar da acurácia global e do índice kappa elevados em algumas técnicas, devido a classificação supervisionada estar relacionada a identificação de áreas mais definidas e evidentes. Segundo Grande, Almeida e Cicerelli (2016), esse tipo de processamento é a classificação orientada a objetos, que se baseia na segmentação e classificação supervisionada, para fornecer subsídios à interpretação de imagens de sensoriamento remoto. Nessa classificação, são usados, como unidade de processamento, objetos segmentados com base em características comuns de forma, textura, espectro, vizinhança, geometria, entre outros. Estes atributos são, então, incorporados na classificação. Apesar da fotointerpretação utilizar características semelhantes como forma, geometria e coloração, esta etapa possui um conhecimento prévio por parte do analista. Segundo Prendes et al., (2019), com as técnicas de fotointerpretação e sensoriamento remoto, a maior dificuldade é a resolução das imagens, que em alguns casos não é suficiente para a detecção de faixas muito estreitas, e a dificuldade de obtenção de informações das áreas abaixo das árvores, o que leva a descontinuidades nas linhas centrais das estradas florestais.

Ao analisar a os resultados da fotointerpretação, o mapeamento das infraestruturas florestais é mais evidente, porém demanda de mais tempo por parte do analista. Segundo Macedo et al., (2018), embora a fotointerpretação não elimine a subjetividade e, aparentemente, seja mais demorada do que um procedimento de classificação automatizada ou semiautomática, essa técnica adotada proporciona alta produtividade, significativa resolução de dúvidas e considerável precisão. Brandão Júnior e Souza Júnior (2005), demonstraram que a digitalização é o método mais acurado para identificar estradas, embora o mapeamento manual através da interpretação visual seja lento.

Neste estudo, as imagens do tipo Sentinel-2, mostraram ter um ganho de informação quando se refere as perturbações causadas pelas infraestruturas florestais, como mostra na Tabela 5, no qual as imagens Sentinel-2, com resolução de 10 m tiveram uma maior acurácia quando comparado as imagens Landsat 8, com resolução de 15 m. O que pode ser corroborado pelo estudo desenvolvido por Varade e Dikshit (2018), onde os dados do Sentinel-2 resultaram imagens muito mais nítidas, especialmente devido às bandas de resolução de 10 m. Essa resolução espacial permitiu reconhecer melhor os elementos individuais, como florestas danificadas, e outros classes de cobertura da terra. Segundo Lastovicka et al., (2020), mostrou a comparação da resolução espacial do Landsat 8 (30 m) e Sentinel-2 (20 e 10 m), as áreas de interesse detectadas pelo Sentinel-2 com resolução espacial de 10 m permitiu reconhecer a estrutura mais detalhada da paisagem, como: estradas, grupos de árvores e cortes rasos.

Dentre as três técnicas do MLME, o produto da fração solo foi a que melhor evidenciou as infraestruturas florestais, apesar de não terem apresentado um bom resultado no índice Kappa e na Acurácia global. No trabalho de Souza et al. (2001), através de imagens Landsat forneceu informações acuradas, atualizadas e de melhor escala para modelos de custo de superfície, além da interpretação visual de imagem de fração de solo, a metodologia aplicada, reproduziu com maior perfeição as estradas. Vale ressaltar o a metodologia do DETEX, não visa a quantificação das infraestruturas florestais na área de manejo florestal, ela mapeia a exploração seletiva de madeira, utilizando técnicas de sensoriamento remoto, mesmo sendo uma tarefa mais complexa do que mapear o desmatamento, já que os sinais da exploração seletiva são menos evidentes.

Segundo Shimabukuro, Dutra e Arai (2020), na medida em que a floresta se torna degradada com a remoção das árvores, as proporções das frações de solo tornam-se mais visíveis, pois a perda da cobertura do dossel e as proporções de vegetação reduzem, quando comparados as proporções dessas frações em florestas intactas. Com isso, o uso das imagens fração solo auxiliaram na detecção de estradas de exploração devido ao comportamento espectral dessas áreas, permitindo a melhor discriminação dessas áreas (BRASIL, 2022).

Desse modo, o mapeamento da ocorrência de degradação e possíveis alterações em florestas naturais têm sido facilitada por meio das técnicas de sensoriamento remoto. Contudo, ao analisar as áreas exploradas, por meio de manejo florestal, a importância de identificação das infraestruturas é crucial para alinhar o planejamento apresentado ao órgão e o executado em campo, o que possibilitar identificar possíveis desconformidades com o projeto inicial.

Na concessão florestal, as empresas concessionárias são escolhidas por processo de concorrência pública, que avalia as propostas técnica e de preço recebidas. Em contrapartida ao direito de manejar a área, as concessionárias repassam periodicamente ao governo valores préestabelecidos pelo contrato firmado. A execução dos contratos é minuciosamente acompanhada pelo Serviço Florestal Brasileiro por meio de ferramentas de monitoramento florestal. O Brasil tem uma área de 1,050 milhão de hectares passiveis de ser manejadas, enfatizando nos esforços para melhorar o monitoramento das operações florestais é de suma importância, bem como buscar compatibilizar o planejamento da exploração com a sua execução (BRASIL, 2022).

5 CONCLUSÕES

O uso integrado de sistemas de informação geográfica, sensoriamento remoto e geoprocessamento possibilita a obtenção e análise dos dados relacionados a paisagem, facilitando o monitoramento da cobertura florestal, a detecção de áreas degradadas, como ocorre na exploração de impacto reduzido em uma área de manejo florestal. A acurácia global máxima obtida na detecção da infraestrutura florestal obtida nesta análise foi de aproximadamente 83,60%, com a utilização do índice de vegetação NDVI e da componente Wetness na imagem Sentinel-2, com resolução espacial de 10 metros. Em relação aos valores do índice Kappa, as técnicas mostraram uma boa avaliação, com uma máxima de 0,93 do componente Wetness aplicado ao Sentinel-2.

As imagens ópticas podem ser utilizadas no monitoramento, identificando o corte seletivo em florestas tropicais através da fotointerpretação, possibilitando a detecção de infraestruturas florestais como foi demonstrado nesse artigo. A estradas primárias e pátios de estocagem, são detectáveis em ambas as imagens de satélites através da fotointerpretação, contudo, as estradas secundarias, são de difícil percepção, devido ao fato de serem desenvolvidos abaixo do dossel. As imagens Landsat-8 são adequadas para análise de superfície e para o monitoramento de áreas de manejo. Contudo, quando se trata do âmbito da análise visual de imagens, nota-se que as imagens Sentinel-2 apresentam maior detalhamento em função da maior resolução espacial das imagens.

Portanto, neste trabalho, demonstramos a identificação dessas infraestruturas utilizando sensores diferentes e técnicas de geoprocessamento variadas em conjunto com a fotointerpretação, para uma abertura florestal no ano de 2018. É possível monitorar e detectar remotamente a exploração florestal nas áreas de floresta pública sob concessão florestal na Amazônia. Porém, o monitoramento por imagem de satélite não substitui o monitoramento da exploração florestal realizado no campo, pois os dois são complementares. A utilização de outros sensores como LIDAR, RADAR e Imagens Planet de 3m de resolução, podem melhorar a na detecção das Infraestruturas florestais, uma vez que os sensores ópticos tem suas limitações.

O monitoramento remoto tem a vantagem de permitir localizar de forma rápida e precisa áreas críticas, como as de exploração ilegal e de exploração com manejo de baixa qualidade. Quanto aos indicadores de manejo avaliados no campo neste estudo, eles demonstram-se úteis para validar o monitoramento remoto da exploração florestal e para avaliar a qualidade das operações de manejo florestal pelas empresas madeireiras concessionárias.

REFERÊNCIAS

ALBA, E. et al. Spectral characterization of forest plantations with Landsat 8/OLI images for forest planning and management. **Pesquisa Agropecuaria Brasileira**, v. 52, n. 11, p. 1072–1079, 2017.

ASNER, G. P.; KELLER, M.; SILVA, J. N. M. Spatial and temporal dynamics of forest canopy gaps following selective logging in the eastern Amazon: Canopy Gaps in logged Amazon Forest. **Global change biology**, v. 10, n. 5, p. 765–783, 2004.

ASTOLA, Heikki et al. Comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 imagery for forest variable prediction in boreal region. **Remote Sensing of Environment**, v. 223, p. 257-273, 2019.

BAIG, M. H. A., L. Zhang, J. Dong, Y. Li, X. She and T. Qingxi, "Water mapping through Universal Pattern Decomposition Method and Tasseled Cap Transformation," *2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2014, pp. 4758-4760, doi: 10.1109/IGARSS.2014.6947557.

BANDEIRA, Túlio Viana; DA CRUZ, Maria Lúcia Brito. Estudo da cobertura vegetal do município de Guaiuba/CE com base na utilização dos índices de vegetação SAVI e NDVI. Geosul, v. 36, n. 78, p. 410-433, 2021.

BANNARI, A.; ASALHI, H.; TEILLET, P. M. Transformed difference vegetation index (TDVI) for vegetation cover mapping. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Anais...IEEE, 2003.

BARAHONA, Anderson Mauricio Guerrón et al. Aplicación de índices vegetales (banda roja e infrarrojo cercano) en plantaciones de aguacate. **Siembra**, v. 9, n. 1, 2022.

BARNI, Paulo Eduardo et al. Logging Amazon forest increased the severity and spread of fires during the 2015–2016 El Nino. **Forest Ecology and Management**, v. 500, p. 119652, 2021.

BERGER, Rute et al. Índices de vegetação para a estimativa do índice de área foliar em plantios clonais de Eucalyptus saligna Smith. Ciência Florestal, v. 29, p. 885-899, 2019.

BERTUCINI J, J. J.; SILVA C, J. A. DETECÇÃO DE ALTERAÇÕES EM ALVOS AGRÍCOLAS E FLORESTAIS EMPREGANDO ÍNDICES DE VEGETAÇÃO EM UMA SÉRIE MULTITEMPORAL DE IMAGENS LANDSAT. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 69, n. 6, 2017.

BILAR, A. B. C.; PIMENTEL, R. M. DE M.; CERQUEIRA, M. A. Monitoramento da cobertura vegetal através de índices biofísicos e gestão de áreas protegidas. Geosul, v. 33, n. 68, p. 236–259, 2018.

BUJÁN, S. et al. Forest road detection using LiDAR data and hybrid classification. **Remote** sensing, v. 13, n. 3, p. 393, 2021.

BRANDÃO JÚNIOR, A. O.; SOUZA JÚNIOR, C. M. Avaliação de imagens Landsat para identificação e extração de estradas madeireiras. Anais XII SBSR, Goiânia, Brasil, 16-21 abril 2005, INPE, p.3503-3509.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente (MMA). Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA). LEI Nº 11.284, DE 2 DE MARÇO DE 2006. Dispõe sobre a gestão de florestas públicas para a produção sustentável. Disponível em: https://antigo.mma.gov.br/florestas/manejo-florestal-sustent%C3%A1vel.html#:~:text=Manejo%20Florestal%20Sustent%C3%A1vel%20%C3%A9%20a,madeireiras%2C%20de%20m%C3%BAltiplos%20produtos%20e

BRASIL. Ministério da Agricultura e Pecuária. **Monitoramento das Concessões Florestais**. [Brasília]: 07 jul. 2022. Disponível em: https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/servico-florestal-brasileiro/concessao-florestal/concessoes-florestais-em-andamento-1. Acesso em: 12 jun. 2023.

BRASIL, Lei 11.284, de 02 de março de 2006. Dispõe sobre a gestão de florestas para a produção sustentável; institui, na estrutura do Ministério do Meio Ambiente, o Serviço Florestal Brasileiro–SFB; 3 mar. 2006. Acesso em: 26 jul 2023

BRITO, B. N. DE; BRITO, J. L. S. Mapeamento de qualidade em pastagens do Cerrado por meio de imagens Sentinel 2. Geografia Ensino & Pesquisa, v. 24, p. e44, 2020.

BRODT, André Augusto. Processamento digital de imagens aplicado à análise dendrológica de Araucaria angustifolia (Bertol.) O. Kuntze. 2022.

BULLOCK, Eric L.; WOODCOCK, Curtis E.; OLOFSSON, Pontus. Monitoring tropical forest degradation using spectral unmixing and Landsat time series analysis. **Remote sensing of Environment**, v. 238, p. 110968, 2020.

CECCATO, Guilherme Zavatti et al. AVALIAÇÃO DOS VALORES DE ERRO DO MODELO LINEAR DE MISTURA ESPECTRAL EM IMAGENS ETM+/LANDSAT 7 A PARTIR DE REAMOSTRAGENS PELO VIZINHO MAIS PRÓXIMO E CONVOLUÇÃO CÚBICA. **Geosciences/Geociências**, v. 40, n. 03, p. 795-810, 2021.

COUTINHO, Marcos Antônio Neris et al. Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI, SAVI, RATIO E IAF para identificação de queimadas. **Caderno de Ciências Agrárias**, v. 8, n. 1, p. 70-81, 2016.

CORREIA, Virginia Ragoni de Moraes et al. Uma aplicação do sensoriamento remoto para a investigação de endemias urbanas. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 23, p. 1015-1028, 2007.

COSTA, Grenda Juara Alves; RIBEIRO, Karoline Veloso; ALBUQUERQUE, Emanuel Lindemberg Silva. Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na avaliação da cobertura vegetal do município de Regeneração, Estado do Piauí, Brasil. **Revista Geonordeste**, n. 2, p. 230-246, 2020.

Curran, P. Principles of Remote Sensing, London: Longman, 1985, 282 pp.

CHAVES, Michel; CA PICOLI, Michelle; D SANCHES, Ieda. Recent applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: A systematic review. **Remote Sensing**, v. 12, n. 18, p. 3062, 2020.

DALPOSSO, G. H. et al. Comparison measures of maps generated by geostatistical methods. **Engenharia agrícola**, v. 32, n. 1, p. 174–183, 2012.

DINIZ, Juliana Maria Ferreira de Souza e colab. Avaliação do Sentinel-2, NDVI e MLME para **Mapeamento do Uso e Cobertura da Terra**. Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ, v. 43, n. 2, p. 381–391, 21 Ago 2020.

EASTMAN. **IDRISI for Windows: Introdução e exercícios tutorais**. Editores da versão em português, Heinrich Hasenack e Eliseu Weber. Porto Alegre, UFRGS Centro de Recursos Idrisi, 1998.

EARTH RESOURCES OBSERVATION AND SCIENCE (EROS) CENTER. Collection-2 Landsat 8-9 OLI (Operational Land Imager) and TIRS (Thermal Infrared Sensor) Level-2 Science Products. U.S. Geological Survey, 2013.

EMMERT, F. (2014). **Combinação de Dados de Campo e Métodos Computacionais para o Planejamento da Exploração Florestal na Amazônia**. Tese de Doutorado em Ciências Florestais, Publicação PPGEFL.TD – 041/2014. Departamento de Engenharia Florestal, Universidade de Brasília, DF, 190p.

FAGUNDES, Suelen Tainã Silva et al. Monitoramento da floresta a curto prazo em área de concessão florestal na Amazônia Ocidental. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 11, n. 5, p. 55-62, 2020.

FERREIRA, L. G.; FERREIRA, N. C.; FERREIRA, M. E. Sensoriamento remoto da vegetação: evolução e estado-da-arte. **Acta scientiarum. Biological sciences**, v. 30, n. 4, 2008.

FERRONATO, Marcelo Lucian et al. Manejo florestal Sustentável e a mastofauna amazônica: O caso da fazenda Manoa, Rondônia, Brasil. **Revista Brasileira de Ciências da Amazônia/Brazilian Journal of Science of the Amazon**, v. 7, n. 2, p. 9-18, 2018.

FITZ, P. R. Classificação de imagens de satélite e índices espectrais de vegetação: uma análise comparativa. **Geosul**, v. 35, n. 76, p. 171–188, 2020

FRANÇA, J. U. B. Biodiversidade arbórea e estoque de carbono em áreas verdes urbanas: contribuições para a infraestrutura verde de São Paulo, SP. 2017.

FRANCISCO, Cristiane Nunes et al. Análise do impacto da correção atmosférica no cálculo do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada a partir de Imagem Landsat 8/OLI. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 1, p. 076-086, 2020.

FREITAS, R.; HAERTEL, V.; SHIMABUKURO, Y.E. Modelo linear de mistura espectral em imagem de moderada resolução espacial. **Boletim de Ciências Geodésicas,** v. 14, n. 1, p. 55-71, 2008.

GALVANIN, E. A. DOS S. et al. AVALIAÇÃO DOS ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NDVI, SR E TVI NA DISCRIMINAÇÃO DE FITOFISIONOMIAS DOS AMBIENTES DO PANTANAL DE CÁCERES/MT. Ciencia Florestal, v. 24, n. 3, p. 707–715, 2014.

GRANDE, T. O. DE; ALMEIDA, T. DE; CICERELLI, R. E. Classificação orientada a objeto em associação às ferramentas reflectância acumulada e mineração de dados. Pesquisa Agropecuaria Brasileira, v. 51, n. 12, p. 1983–1991, 2016.

GUEDES, Jânio; DA SILVA, Sebastião Milton Pinheiro. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação: princípios físicos, sensores e métodos. **Acta Geográfica**, v. 12, n. 29, p. 127-144, 2018.

GAIDA, W. et al. Variações da reflectância e dos índices de vegetação em função dos parâmetros da modelagem topográfica no Parque Estadual do Turvo, Rio Grande do Sul, Brasil. **Investigaciones Geograficas**, v. 2016, n. 91, p. 105–123, 2016.

GONÇALVES, Anny Francielly Ataide. ESTIMAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS DENDROMÉTRICAS PARA FLORESTA ESTACIONAL SEMIDECIDUAL SUBMONTANA COM O USO DE DADOS OLI E SRTM. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias e Engenharias. Jerônimo Monteiro – ES, p. 98. 2018

HUETE, Alfredo R.; JACKSON, Ray D.; POST, D. F. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. **Remote sensing of environment**, v. 17, n. 1, p. 37-53, 1985.

INSAURRALDE, Juan Ariel. Aplicación de la transformación Tasseled Cap en la generación de información temática a partir de las imágenes satelitales del Lándsat 8 (OLI). GeoFocus Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica, v. 24, p. 515–524, 30 Dez 2019.

KAUTH, R. J.; THOMAS, G. S.. "The Tasselled Cap — A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT". In: SYMPOSIUM ON MACHINE PROCESSING OF REMOTELY SENSED DATA, 1., 1976, West Lafayette. Proceedings. West Lafayette: Purdue University, 1976. p. 41 - 51.

LAGE, Mariana de Oliveira. Identificação e classificação de áreas urbanas propícias à existência de criadouros do mosquito Aedes Aegypti via sensoriamento remoto. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo (2021).

LANDIS, J. Richard; KOCH, Gary G. An application of hierarchical kappa-type statistics in the assessment of majority agreement among multiple observers. **Biometrics**, p. 363-374, 1977.

LASTOVICKA, J. et al. Sentinel-2 data in an evaluation of the impact of the disturbances on forest vegetation. **Remote sensing**, v. 12, n. 12, p. 1914, 2020.

LENCINAS, J. D.; MOHR-BELL, D. Estimación de clases de edad de las plantaciones de la provincia de Corrientes, Argentina, con base en datos satelitales Landsat. Bosque (Valdivia), v. 28, n. 2, 2007.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W. Remote sensing and image interpretation. 2. ed. Chichester: John Wiley & Sons, 1994. 750 p.

LOCKS, C. J.; MATRICARDI, E. A. T. Estimativa de impactos da extração seletiva de madeiras na Amazônia utilizando dados LIDAR. Ciencia Florestal, v. 29, n. 2, p. 481–495, 2019.

MACEDO, R. DE C. et al. LAND USE AND LAND COVER MAPPING IN DETAILED SCALE: A CASE STUDY IN SANTA ROSA DE LIMA-SC. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 24, n. 2, p. 217–234, 2018.

MACHADO, Adilson Matheus Borges. Comparação de Imagens OLI/LANDSAT-8 E MSI/SENTINEL-2 no Mapeamento de Uso e Cobertura da Terra na Ilha do Maranhão. **Revista Equador**, v. 9, n. 3, p. 209-232, 2020.

MITCHELL, Anthea L.; ROSENQVIST, Ake; MORA, Brice. Current remote sensing approaches to monitoring forest degradation in support of countries measurement, reporting and verification (MRV) systems for REDD+. Carbon balance and management, v. 12, n. 1, p. 1-22, 2017.

MONTEIRO, A. L.; SOUZA, C. M., Jr; BARRETO, P. Detection of logging in Amazonian transition forests using spectral mixture models. **International journal of remote sensing**, v. 24, n. 1, p. 151–159, 2003.

MONTEIRO, André Luiz Silva. MONITORAMENTO DE INDICADORES DE MANEJO FLORESTAL NA AMAZÔNIA LEGAL UTILIZANDO SENSORIAMENTO REMOTO. 2005. 105 f.

Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2005.

MORAES, Iranilda Silva et al. Monitoramento da abertura no dossel a partir de fotografias hemisféricas com NDVI e MLME em área de concessão florestal: Mamuru-Arapiuns/PA. Revista Brasileira de Cartografia, v. 68, n. 7, p. 1303-15, 2016.

MORETO, Renan Fernandes et al. Potencial das geotecnologias para monitoramento do impacto da colonização na floresta nativa na microbacia do rio Enganado, Amazônia Ocidental, Brasil. RECIMA21-Revista Científica Multidisciplinar-ISSN 2675-6218, v. 2, n. 7, p. e27588-e27588, 2021.

MORETTI, Mariana Soares. Extração seletiva e produção de madeira nativa no estado de Mato Grosso. 2018.

MOURA, Arthur Gutemberg Andion Farias et al. Geoprocessamento: Utilização da técnica de classificação supervisionada para cálculo de remanescente florestal. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, n. 5, p. 51722-51737, 2021.

MORALES, B. F. et al. Estimativa das taxas de desmatamento do município de Itacoatiara, Amazonas, utilizando séries Temporais Landsat-5/TM. **Environmental Scientiae**, v. 3, n. 1, p. 13–22, 2021.

NATIVIDADE, M; Maiki et al. Estrutura e dinâmica florestal, antes e após extração de madeira, em área de manejo florestal na FLONA do Tapajós. **Revista Agroecossistemas**, v. 10, n. 2, p. 113-124, 2018.

NETO, Abílio Gomes Figueredo et al. USO DO SENSORIAMENTO REMOTO PARA A ESTIMATIVA DA TEMPERATURA DE SUPERFÍCIE DO MUNICÍPIO DE DEMERVAL LOBÃO–PIAUÍ, NOS ANOS DE 2007 E 2017. 2017

NOVO, E. M. L. M. Sensoriamento remoto:princípios e aplicações. São Paulo: Blucher, 2010

PEREIRA, J. L. G.; RENNÓ, C. D.; FERREIRA, L. V.; SALES, G. M.; THALÊS, M.; POCCARD-CHAPUIS, R. AVALIAÇÃO DE TÉCNICAS DE GENERALIZAÇÃO DE DADOS MATRICIAIS (RASTER) APLICADAS AO DADO DO TERRACLASS. **Caminhos de Geografia**, *[S. l.]*, v. 19, n. 65, p. 269–285, 2018. DOI: 10.14393/RCG196520. Disponível em: https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/38760. Acesso em: 20 abr. 2022.

PINAGÉ, Ekena Rangel; MATRICARDI, Eraldo Aparecido Trondoli. Detecção da infraestrutura para exploração florestal em Rondônia utilizando dados de Sensoriamento Remoto. **Floresta e ambiente**, v. 22, p. 377-390, 2015.

PINHEIRO, Ana Shaura; MUNIZ, Tamires Ferreira. Concessão florestal como instrumento para redução de exploração ilegal madeireira em Unidades de Conservação em Rondônia. **Revista Farol**, v. 8, n. 8, p. 121-142, 2019.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLISH, T. M. Sensoriamento remoto da vegetação. 2. ed. São Paulo, Oficina de textos, 2012. 160p

PRENDES, C. et al. Large scale semi-automatic detection of forest roads from low density LiDAR data on steep terrain in Northern Spain. **IForest biogeosciences and forestry**, v. 12, n. 4, p. 366–374, 2019.

RANJAN, Rakesh et al. Irrigated pinto bean crop stress and yield assessment using ground based low altitude remote sensing technology. **Information Processing in Agriculture**, v. 6, n. 4, p. 502-514, 2019.

RÊGO, Shirley Coutinho Alves et al. Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI e SAVI no município de São Domingos do Cariri-PB. **Revista geonorte**, v. 3, n. 5, p. 1217–1229-1217–1229, 2012.

ROBERTS, D. A et al. Large area mapping of land-cover change in Rondônia using multitemporal spectral mixture analysis and decision tree classifiers. Journal of Geophysical Research, v. 107, n. D20, 2002.

RODRIGUES, M. I. et al. Concessão florestal na Amazônia brasileira. Ciencia Florestal, v. 30, n. 4, p. 1299–1308, 2020.

SALLO, F. D. S. et al. Estimativa de componentes do balanço de radiação em diferentes tipos de uso e cobertura do solo. Ambiente e Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science, v. 9, n. 2, 2014.

SANTOS, Leovigildo Aparecido Costa; DE LIMA, Paulo Eliardo Morais. Comparação entre diferentes algoritmos de classificação supervisionada em imagens Landsat-8 no mapeamento temático da bacia hidrográfica do rio caldas, Goiás. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 12, n. 03, p. 961-972, 2019.

SANTOS, Francílio de Amorim. Uso de índice espectral para monitoramento da cobertura vegetal no município de Juazeiro do Piauí. Revista de Geociências do Nordeste, v. 4, p. 113-125, 2018.

SANTO, F. D. B. E.; SANTOS, J. R. DOS; SILVA, P. G. DA. Técnicas de processamento de imagens e de análise espacial para estudo de áreas florestais sob a exploração madeireira. **Revista Árvore**, v. 28, n. 5, p. 699–706, 2004

Shimabukuro, Y. E., Smith, J. A. The least squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 29, 16-20, 1991.

SHIMABUKURO, Y. E.; DUTRA, A. C.; ARAI, E. Modelo Linear de Mistura Espectral: Conceitos Teóricos, Algoritmos e Aplicações em Estudos na Amazônia Legal. Revista Brasileira de Cartografia, v. 72, p. 1140–1169, 30 dez. 2020. https://doi.org/10.14393/rbcv72nespecial50anos-56559.

SHIMABUKURO, Y.E., Beuchle, R., Grecchi, R., Achard, F. Assessment of forest degradation in Brazilian Amazon due to selective logging and fires using time series of fraction images derived from Landsat ETM+ images. Remote Sensing Letters, Vol. 5, No. 9, 773–782, 2014

SOUZA JR.,C. M. et al. Extração de informações de imagens Landsat para modelos de alcance econômico da atividade madeireira. Anais X SBSR, Foz do Iguaçu, 21-26 abril 2001, INPE, p. 509-516, Sessão Técnica Oral.

SILVA, Claudionor Ribeiro; DE ANDRADE, Samuel Lacerda; PACHECO, Admilson Penha. Avaliação de técnicas de processamento de imagem na identificação de impactos ambientais em linha de transmissão de energia elétrica. **Ciência e Natura**, v. 38, n. 1, p. 146-155, 2016.

SILVA, Evandro Ferreira et al. Optimized forest planning: allocation of log storage yards in the Amazonian sustainable forest management area. **Forest Ecology and Management**, v. 472, p. 118231, 2020.

Silva, A.B. 2003. Sistema de Informações Geo-referenciadas: conceitos e fundamentos. Campinas, SP. Editora da UNICAMP. 1° ed. 232 p.

SILVA, Julio Cesar da; ALMEIDA, Alexandre Nascimento de; POMPERMAYE, Raquel de Souza. ANÁLISE ESTRATÉGICA DO MANEJO FLORESTAL NA AMAZÔNIA BRASILEIRA. Floresta, [S.L.], v. 44, n. 3, p. 341-348, 30 jan. 2014. Universidade Federal do Parana. http://dx.doi.org/10.5380/rf.v44i3.33979.

SILVEIRA, Eduarda Martiniano de Oliveira et al. Caracterização da heterogeneidade espacial da paisagem utilizando parâmetros do semivariograma derivados de imagens NDVI. **CERNE**, v. 23, n. 4, p. 413-422, 2017.

SATO, Michel Keisuke et al. Use of the linear spectral mixture model in the Saracá-Taquera National Forest. Revista de Ciências Agrárias Amazonian Journal of Agricultural and Environmental Sciences, v. 64, 2021.

VARADE, Divyesh; DIKSHIT, Onkar. ESTIMATION OF SURFACE SNOW WETNESS USING SENTINEL-2 MULTISPECTRAL DATA. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, v. 4, n. 5, 2018.

VASCONCELOS, V. V.; HADAD, R. M.; MARTINS JUNIOR, P. P. MAPEAMENTO E ANÁLISE DA DINÂMICA DE OCUPAÇÃO NA BACIA DE ENTRE-RIBEIROS – MG, NOS ANOS DE 1975, 1989 E 2008. REVISTA EQUADOR, v. 2, n. 2, p. 131–152, 2014.

T. Shi and H. Xu, "Derivation of Tasseled Cap Transformation Coefficients for Sentinel-2 MSI At-Sensor Reflectance Data," in IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 12, no. 10, pp. 4038-4048, Oct. 2019, doi: 10.1109/JSTARS.2019.2938388.

VIDAL, Bruno Sarkis; DA SILVA NETO, João Cândido André; ALEIXO, Natacha Cintia Regina. Análise temporal da cobertura vegetal e uso da terra na Rodovia BR-174: entre Manaus– AM e Presidente Figueiredo-AM. **Periódico Eletrônico Fórum Ambiental da Alta Paulista**, v. 14, n. 3, 2018.

VIEIRA, Celso Voos; VIANA, Pedro Apolonid. AVALIAÇÃO DA ACURÁCIA DE ALGORITMOS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS ORBITAIS NA BAÍA DA BABITONGA, NORDESTE DE SANTA CATARINA. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 6, p. 3577-3591, 2021.

XUE, J.; SU, B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. **Journal of sensors**, v. 2017, p. 1–17, 2017.

WANG, Z. et al. Estimation of a suitable NDVI oriented for ecological water savings and phytoremediation in Baiyangdian Lake, North China. **Ecological indicators**, v. 148, n. 110030, p. 110030, 2023.

DE WASSEIGE, C.; DEFOURNY, P. Remote sensing of selective logging impact for tropical forest management. **Forest ecology and management**, v. 188, n. 1–3, p. 161–173, 2004.