

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
FLORESTAIS E AMBIENTAIS

**TRAJETÓRIA DE RECUPERAÇÃO DE UMA FLORESTA
MANEJADA NA AMAZÔNIA CENTRAL: INTEGRAÇÃO
ENTRE INVENTÁRIO FLORESTAL CONTÍNUO E
SENSORIAMENTO REMOTO**

ISABEL CRISTINA GOMES BEZERRA

MANAUS – AM
Outubro/2025

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS E
AMBIENTAIS

ISABEL CRISTINA GOMES BEZERRA

**TRAJETÓRIA DE RECUPERAÇÃO DE UMA FLORESTA MANEJADA NA
AMAZÔNIA CENTRAL: INTEGRAÇÃO ENTRE INVENTÁRIO FLORESTAL
CONTÍNUO E SENSORIAMENTO REMOTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Florestais e Ambientais, área de concentração Manejo e Tecnologia de Recursos Florestais.

Orientador: Prof. PhD. Joberto Veloso de Freitas
Coorientador: Prof. Dr. André Luiz Alencar de Mendonça

MANAUS-AM
Outubro/2025

Ficha Catalográfica

Elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

-
- B574t Bezerra, Isabel Cristina Gomes
Trajetória de recuperação de uma floresta manejada na amazônia central:
integração entre inventário florestal contínuo e sensoriamento remoto /
Isabel Cristina Gomes Bezerra. - 2025.
97 f. : il., color. ; 31 cm.
- Orientador(a): Joberto Veloso de Freitas.
Coorientador(a): André Luiz Alencar de Mendonça.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal do Amazonas, Programa
de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais, Manaus, 2025.
1. Manejo florestal sustentável. 2. Monitoramento florestal. 3.
Exploração florestal. 4. Parcelas permanentes. 5. Índices de vegetação. I.
Freitas, Joberto Veloso de. II. Mendonça, André Luiz Alencar de. III.
Universidade Federal do Amazonas. Programa de Pós-Graduação em
Ciências Florestais e Ambientais. IV. Título
-

ISABEL CRISTINA GOMES BEZERRA

**TRAJETÓRIA DE RECUPERAÇÃO DE UMA FLORESTA MANEJADA NA
AMAZÔNIA CENTRAL: INTEGRAÇÃO ENTRE INVENTÁRIO FLORESTAL
CONTÍNUO E SENSORIAMENTO REMOTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais e Ambientais da Universidade Federal do Amazonas, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Florestais e Ambientais, área de concentração Manejo e Tecnologia de Recursos Florestais.

BANCA EXAMINADORA

Prof. PhD. Joberto Veloso de Freitas
Universidade Federal do Amazonas
Presidente da Banca

Prof. Dr. Nabor da Silveira Pio
Universidade Federal do Amazonas
Membro Titular (Suplente)

Prof. PhD. Eraldo Aparecido Trondoli Matricardi
Universidade Federal de Brasília
Membro Titular

DEDICATÓRIA

*Aomeu Ben, meu filho, minha razão de ser,
Aos meus pais Neiva e Nunes,
Ao meu esposo amado Carlos,
Ao meu irmão Thiago,
Às minhas avós Francisca Bezerra e
Francisca Nunes.*

Em memória à minha amada sogra Jaci.

AGRADECIMENTOS

Início meus agradecimentos direcionando-os a maior e mais forte rede de apoio que uma mãe que desenvolve pesquisa pode ter: Minha família.

Chegar aqui, seria impossível sem que eu tivesse o apoio incondicional de minha mãe e minha sogra, para que eu pudesse concluir esta dissertação, a qual nasceu junto com o pequeno Ben. Infelizmente, fomos atravessados pela partida tão precoce da vovó Jaci, que não estará conosco para comemorar essa conquista, que também é sua, minha sogra! Sou extremamente grata pela sua vida e por sua dedicação à nossa família.

Agradeço aos meus pais, Nunes e Neiva, que me conduziram desde cedo pelo caminho da educação, para que eu pudesse alcançar meus sonhos, por me proporcionarem um lar seguro e me ensinarem a ser uma mulher forte e independente. E, especialmente, agradeço à minha mãe, a mais amorosa e guerreira, que renunciou à vida profissional para se dedicar à criação dos filhos. Hoje eu imagino que isso não deve ter sido fácil.

Ao meu amado esposo, Carlos, que, de mãos dadas, me ajudou a atravessar os momentos mais difíceis, sendo meu mais sincero ouvinte, conselheiro, apoiador e, acima de tudo, meu refúgio. Sem você, chegar aqui seria infinitamente mais difícil, obrigada por compartilhara vida ao meu lado e por sempre levar o nosso pequeno para passear quando eu precisava focar.

Ao meu irmão Thiago e minha cunhada Liliane, que estão sempre presentes com um conselho valioso, uma palavra de conforto e de apoio.

Por fim, ao meu pequeno Ben, cujo olhar doce sempre renova minhas energias, acalma meu coração, ressignificando a palavra “prioridade” e a sensação de urgência que eu tinha antes da sua chegada. Na quietude do seu quarto, enquanto o coloco pra dormir, meus pensamentos se acalmam, e as ideias desta dissertação puderam fluir com mais serenidade.

Agradeço também aos meus amigos fiéis, a começar pelo Filipe, que me ajudou a idealizar a proposta de dissertação para o ingresso no processo seletivo do PPG. Você foi a mente sã que eu precisava durante a finalização deste trabalho, sempre esclarecendo minhas (diversas) dúvidas. Sou imensamente grata por sua amizade e suporte.

À minha amiga Priscila, por compartilharmos madrugadas entre a escrita e o anseio pelo silêncio das nossas babás eletrônicas. Tenho certeza de que este processo nos transformou para sempre, e que a nossa amizade se fortaleceu em meio a tantos percalços.

À minha amiga Juliana, que com suas palavras e ações de apoio, esteve ao meu lado nos momentos mais desafiadores, desde a graduação até hoje.

Aos meus amigos da floresta Aída, Fábio, Willian, Alice e Wallace que levo da graduação para a vida, e que pude compartilhar muitos desafios deste trabalho.

À toda a equipe do Núcleo de Geoprocessamento do IDAM, especialmente a Victor Hugo, por sua compreensão e valiosas ideias para a análise dos dados, ao Sávio, Ramom, e Nicolás pelo suporte na aplicação das ferramentas GIS e pelos infinitos momentos de descontração.

Agradeço imensamente ao Professor Luiz Ricardo Nakamura, da Universidade Federal de Lavras, que, muito solícito, me orientou sobre a aplicação dos GAMLSS para a análise dos dados.

Aos meus queridos orientadores, Joberto e André, agradeço especialmente pela humanidade e por compreenderem os momentos difíceis que surgiram ao longo da minha jornada no programa. Por me conduzirem da melhor maneira possível e por estarem sempre disponíveis para minhas dúvidas e aflições. É uma honra ter sido orientada por vocês dois.

À Bruna, secretária do Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais e Ambientais, meu muito obrigado por ser o nosso suporte. Sua dedicação em nos ajudar com tudo o que estava ao seu alcance fez toda a diferença.

Agradeço à CAPES pelo fomento da bolsa de pesquisa, que foi essencial para que eu pudesse me dedicar integralmente a este trabalho. Estendo meus agradecimentos à empresa Mil Madeiras Preciosas Ltda e à Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa) pela disponibilização dos dados de campo utilizados para o desenvolvimento do trabalho.

Por fim, à Universidade Federal do Amazonas, ao Laboratório de Inventário e Mensuração de Florestas Tropicais e ao Laboratório de Geotecnologia por toda a infraestrutura que tornou possível o meu ingresso e permanência no Programa de Pós-graduação em Ciências Florestais e Ambientais.

RESUMO

O presente trabalho teve como objetivo propor a integração de dados de campo e de sensoriamento remoto para o monitoramento da recuperação de três Unidades de Produção Anual (UPA B, C e D) submetidas ao Manejo Florestal Sustentável e exploradas em 1996, 1997 e 1998, respectivamente. A intensidade de exploração variou entre as áreas, sendo maior na UPA B, seguida pela D e C. As análises de campo se basearam em inventário florestal contínuo em 41 parcelas permanentes. Utilizando testes ANOVA e de Tukey, foram quantificados e comparados o volume, a biomassa e a área basal em períodos pré e pós-exploração para verificar os efeitos da intervenção e a resiliência da floresta. No sensoriamento remoto, seis índices de vegetação (NDFI, NDVI, AFRI, EVI2, MSAVI, GNDVI), derivados de imagens Landsat 5 e 8, foram empregados para monitorar esses processos. A análise pontual nas parcelas permanentes, validada pelos testes de Friedman e Dunn-Bonferroni, mostrou que os índices captam a exploração pela queda de seus valores. O AFRI e o NDFI foram os que melhor traduziram as observações de campo. Contudo, a análise espacial, usando 100 parcelas virtuais em cada UPA, revelou que o comportamento dos índices não indica uma recuperação total da área em termos de resposta espectral da superfície do dossel, dada a diferença estatística persistente entre as condições atuais e pré-exploração, observada mesmo após duas décadas. Gráficos de médias móveis gerados para intervalos de tempo menores auxiliaram na análise da trajetória de recuperação dos índices, confirmando a importância de seguir um calendário de remediações, e indicando que o AFRI e o NDFI apresentam menores flutuações ao longo do tempo. O potencial preditivo dos índices foi avaliado. O AFRI e o NDFI foram os únicos a apresentar correlações negativas moderadas a leves com as variáveis de exploração e positivas com as variáveis de estoque, demonstrando capacidade em detectar o impacto da exploração e o estoque florestal. Essa correlação possibilitou a utilização do modelo de regressão GAMLSS (*Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape*), com uma distribuição da família *Generalized Gamma* (GG), para a estimativa de volume. O modelo demonstrou alta eficiência preditiva, com o AFRI revelando-se um preditor confiável para o valor médio do volume (μ) e o NDFI sendo capaz de modelar a variabilidade do volume (σ) indicando que um aumento no NDFI corresponde a uma diminuição na variabilidade.

Palavras-chave: Manejo florestal sustentável, monitoramento florestal, exploração florestal, parcelas permanentes, índices de vegetação, sensoriamento remoto

ABSTRACT

The present study aimed to propose the integration of field data and remote sensing for monitoring the recovery of three Annual Production Units (UPAs B, C, and D) subjected to Sustainable Forest Management (SFM) and logged in 1996, 1997, and 1998, respectively. Logging intensity varied among the areas, being highest in UPA B, followed by D and C. The field analyses were based on continuous forest inventory data collected from 41 permanent plots. Using ANOVA and Tukey's tests, volume, biomass, and basal area were quantified and compared across pre- and post-logging periods to verify the effects of the intervention and the forest's resilience.

In terms of remote sensing, six vegetation indices (NDFI, NDVI, AFRI, EVI2, MSAVI, GNDVI), derived from Landsat 5 and 8 imagery, were employed to monitor these processes. The punctual analysis on the permanent plots, validated by Friedman and Dunn-Bonferroni tests, showed that the indices captured the logging event through a sharp drop in their values. AFRI and NDFI were the indices that best translated the field observations. However, the spatial analysis, using 100 virtual plots in each UPA, revealed that the index behavior does not indicate a complete recovery of the area in terms of canopy surface spectral response, given the persistent statistical difference between current and pre-logging conditions, observed even after two decades. Moving average graphs generated for shorter time intervals aided in analyzing the indices' recovery trajectory, confirming the importance of following a strict remeasurement schedule, and indicating that AFRI and NDFI show fewer fluctuations over time.

The predictive potential of the indices was also evaluated. AFRI and NDFI were the only ones to show moderate to slight negative correlations with logging variables and positive correlations with stock variables, demonstrating their capacity to detect the impact of logging and forest stock. This correlation validated the use of the GAMLSS (Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape) regression model, with a Generalized Gamma (GG) family distribution, for volume estimation. The model showed high predictive efficiency, with AFRI proving to be a reliable predictor for the mean volume value (μ) and NDFI being able to model the volume variability (σ) indicating that an increase in NDFI corresponds to a decrease in variability.

Keywords: Sustainable forest management, forest monitoring, forest harvesting (or logging), permanent sample plots, vegetation indices, remote sensing

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mistura de componentes para três sensores com resolução espacial diferentes e quatro classes de cobertura do terreno.....	27
Figura 2. Área de estudo: Unidades de Produção Anual B, C e D e suas respectivas parcelas amostradas durante o inventário florestal contínuo.....	33
Figura 3. Distribuição das 41 parcelas permanentes e as infraestruturas estabelecidas para o Manejo Florestal Sustentável.....	34
Figura 4. Classe de identificação do fuste (CIF) 1- Árvore viva em pé com o fuste completo; 2- Árvore viva em pé sem copa com fuste igual ou maior que 4m; 3- Árvore viva em pé sem copa, com fuste menor que 4 m; 4- Árvore viva caída; 5- Árvore morta por causa natural; 6- Árvore morta por exploração; 7- Árvore morta por tratamento silvicultural e 8- Árvore não encontrada.	40
Figura 5. Características correspondentes aos danos leves e danos severos em árvores decorrentes da exploração.	41
Figura 6. Coleta dos valores de pixel de imagens de índices de vegetação a partir de pontos.	46
Figura 7. Distribuição de dados da exploração florestal por Unidade de Produção Anual (UPA): Variação da média de diferentes variáveis da exploração e o desvio padrão, representando a variabilidade em cada período.....	53
Figura 8. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas permanentes da UPA B, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.....	61
Figura 9. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas permanentes UPA C, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.....	63
Figura 10. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas permanentes UPA D, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.....	65
Figura 11. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas virtuais da UPA B, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.	69

Figura 12. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas virtuais da UPA C, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.	70
Figura 13. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas virtuais da UPA D, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.	71
Figura 14. Variação temporal de diferentes índices de vegetação (AFRI, EVI2, GNDVI, MSAVI, NDFI e NDVI) nas Parcelas Permanentes da UPA B, com dados de 1995 a 2019. Os pontos representam a média dos índices, e as barras verticais indicam o desvio padrão, refletindo a variabilidade ao longo do tempo.	73
Figura 15. Variação temporal de diferentes índices de vegetação (AFRI, EVI2, GNDVI, MSAVI, NDFI e NDVI) nas Parcelas Permanentes da UPA C, com dados de 1995 a 2020. Os pontos representam a média dos índices, e as barras verticais indicam o desvio padrão, refletindo a variabilidade ao longo do tempo.	75
Figura 16. Variação temporal de diferentes índices de vegetação (AFRI, EVI2, GNDVI, MSAVI, NDFI e NDVI) nas Parcelas Permanentes da UPA D, com dados de 1995 a 2019. Os pontos representam a média dos índices, e as barras verticais indicam o desvio padrão, refletindo a variabilidade ao longo do tempo.	77
Figura 17. Correlograma entre as variáveis de campo e índices de vegetação para o conjunto de dados das Unidades de Produção Anual da área de estudo.	80
Figura 18. Histograma da distribuição da frequência do estoque de volume m ³ /ha das Unidades de Produção Anual.	83
Figura 19. Diagnóstico de resíduos do modelo final utilizando índices de vegetação para predição da variável volume (m ³).	84

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Histórico da exploração nas UPAs B, C e D, com o tamanho da área, o volume de madeira, área basal total das árvores exploradas (G), o número de árvores exploradas (N), intensidade da exploração (I.E.) e o ano de exploração de cada UPA.	35
Tabela 2. Medições realizadas por meio de Inventário Florestal Contínuo em cada parcela permanente das Unidades de Produção Anual.	36
Tabela 3. Lista das imagens do satélite Landsat, captadas pelos sensores TM e OLI, da Coleção 2, Nível 2, referentes à órbita/ponto 230/062, responsáveis pelo imageamento da área de estudo nos respectivos anos.	42
Tabela 4. Membros finais utilizados para decomposição espectral. Os membros finais foram derivados de amostras de membros potenciais em cinco imagens da área de estudo, enquanto o componente VNF* foi adotado de Souza <i>et al.</i> 2005.	44
Tabela 5. Índices de Vegetação e suas respectivas equações, utilizadas para o estudo realizado nas Unidades de Produção Anual, no município de Silves.	45
Tabela 6. Valores médios e desvio-padrão das métricas de exploração florestal e de danos residuais por Unidade de Planejamento Anual (UPA B, C e D).	51
Tabela 7. Resultados da Análise de Variância (ANOVA) e da comparação múltipla de médias (Teste de Tukey) para as variáveis de exploração e dano residual entre as UPAs B, C e D.	52
Tabela 8. Dinâmica da estrutura florestal da Unidade de Produção Anual (UPA) B, em floresta explorada no ano de 1996, entre os anos de 1996 e 2019.	54
Tabela 9. Resultados do Teste de Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey para as variáveis da estrutura florestal em diferentes anos, após a exploração da UPA B.	55
Tabela 10. Dinâmica da estrutura florestal da Unidade de Produção Anual (UPA) C, em floresta explorada no ano de 1997, entre os anos de 1997 e 2019.	55
Tabela 11. Resultados do Teste de Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey para as variáveis da estrutura florestal em diferentes anos, após a exploração da UPA C.	55
Tabela 12. Dinâmica da estrutura florestal da Unidade de Produção Anual (UPA) D, em floresta explorada no ano de 1998, entre os anos de 1998 e 2019.	56

Tabela 13. Resultados do Teste de Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey para as variáveis da estrutura florestal em diferentes anos, após a exploração da UPA D.	56
Tabela 14. Resultados do teste de Shapiro-Wilk para as parcelas permanentes das Unidades de Produção Anual B, C e D.	57
Tabela 15. Resultados do teste de Friedman para parcelas permanentes das Unidades de Produção Anual B, C e D, onde o valor-p indica o grau de significância das análises..	58
Tabela 16. Resultados do teste de Shapiro-Wilk para as parcelas virtuais das Unidades de Produção Anual B, C e D.	67
Tabela 17. Resultados do teste de Friedman para parcelas virtuais das Unidades de Produção Anual B, C e D, onde o valor-p indica o grau de significância das análises..	68
Tabela 18. Medidas descritivas da variável estoque de Volume (m ³ /ha) nas Unidades de Produção Anual.	82
Tabela 19. Sumário do modelo final utilizando índices de vegetação para predição da variável estoque de volume (m ³).	83

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AFRI – Aerosol Free Vegetation Index
AIC - Akaike Information Criterion
ANOVA – Análise de Variância
B – Biomassa seca total
BE – Biomassa explorada
CIF – Classe de identificação do fuste
D – Número de árvores danificadas por causa da exploração
DAP – Diâmetro a altura do peito
EIR - Exploração Florestal de Impacto Reduzido
EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
EVI 2 - Enhanced Vegetation Index 2
FSC - Forest Stewardship Council
G – Área basal
GAMLSS – (Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape)
GE – Área basal explorada
GEE – Google Earth Engine
GNDVI - Green Normalized Difference Vegetation Index
IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IE – Intensidade da exploração
IFC – Inventário Florestal Contínuo
IFC – Inventários Florestais Contínuos
INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IV – Índice de vegetação
LIDAR - Light Detection and Ranging
ME – Número de árvores mortas por causa da exploração
MFS - Manejo Florestal Sustentável
MLME – Modelo linear de mistura espectral
MSAVI – Modified Soil-Adjusted Vegetation Index
NDFI – Normalized Difference Fraction Index
NDVI – Normalized difference vegetation index (Índice de vegetação por diferença normalizada)
NIR – Near-infrared (infravermelho próximo)
OLI – Operational Land Imager
Pixel – Picture element (elemento de resolução)
PMFS – Plano de Manejo Florestal Sustentável

PRODES – Monitoramento da Floresta Amazônica Brasileira por Satélite

RGB – Red Gree Blue (Composição colorida Vermelho, Verde e Azul)

SR – Sensoriamento Remoto

SWIR – Infravermelho de ondas curtas

Tempo – Tempo desde a exploração

TM – Thermic Mapper

UMF - Unidade de Manejo Florestal

UPA – Unidades de Produção Anual

VNF – Vegetação não-fotossinteticamente ativa

Vol – Volume

VolE – Volume explorado

VV – Vegetação verde

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	17
2. PERGUNTAS DA PESQUISA	20
3. OBJETIVOS.....	20
3.1. Objetivo Geral	20
3.2. Objetivos Específicos	20
4. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	21
4.1. Manejo Florestal Sustentável	21
4.2. Desmatamento e Degradação Florestal	22
4.3. Monitoramento de parcelas permanentes	23
4.4. Sensoriamento Remoto e detecção de mudanças	24
4.5. Relação entre métricas de campo e técnicas de sensoriamento remoto	26
4.5.1. Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME).....	26
4.5.2. Índices de Vegetação	28
5. MATERIAL E MÉTODOS	33
5.1. Área de estudo	33
5.2. Inventário e Exploração Florestal.....	34
5.3. Base de dados do Inventário Florestal Contínuo	35
5.4. Visão geral das análises.....	36
5.5. Métricas obtidas do Inventário Florestal Contínuo	37
5.6. Procedimentos para análises espaciais	41
5.6.1. Seleção das imagens	41
5.6.2. Acesso e integração dos dados	43
5.6.3. Processamento das imagens e cálculo de índices de vegetação	43
5.6.4. Procedimentos operacionais e coleta de dados.....	45
5.7. Análise da exploração e recuperação da floresta.....	46
5.7.1. Efeitos da exploração florestal nas variáveis de campo	46

5.8.	Relação entre a exploração florestal e índices de vegetação	48
5.8.1.	Análise das parcelas permanentes e parcelas virtuais	48
5.9.	Relação entre as variáveis de campo e índices de vegetação	49
5.9.1.	Uso preditivo dos índices de vegetação para estimativas de campo	49
6.	RESULTADOS E DISCUSSÃO	51
6.1.	Exploração florestal e recuperação da floresta	51
6.1.1.	Intensidade de exploração	51
6.1.2.	Efeitos da exploração florestal nas parcelas permanentes de cada UPA	54
6.2.	Influência da exploração florestal sobre os índices de vegetação	57
6.2.1.	Análises das parcelas permanentes.....	57
6.2.2.	Análise das parcelas virtuais.....	67
6.2.3.	Análise das médias móveis dos índices de vegetação ao longo do tempo	71
6.3.	Relação entre variáveis florestais e índices de vegetação	79
6.3.1.	Seleção de variáveis.....	79
6.3.2.	Predição do volume a partir de índices de vegetação	82
7.	CONCLUSÃO	86
8.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	88

1. INTRODUÇÃO

O bioma Amazônia possui uma biodiversidade inigualável e única em nível mundial (Cruzet *al.* 2011). Esse bioma abrange nove países contando com a Guiana Francesa, especialmente o Brasil, onde sua extensão corresponde a 58,9% do território (IBGE, 2021). No entanto, apesar do potencial ecológico da floresta, a Amazônia vem sofrendo com uma intensa e contínua redução da sua cobertura vegetal, primariamente por conta da exploração ilegal de recursos naturais, grilagem de terras, conversão de florestas em monoculturas e pastagem (Fearnside, 2022), operações madeireiras convencionais ou mal planejadas, resultando em altos índices de desmatamento para a região (Farias, 2012).

Nesse contexto, a exploração sustentável dos recursos florestais aparece como solução para a exploração desenfreada e constitui-se em um dos principais desafios da Amazônia na área ambiental (Soares Filho *et al.*, 2023; Condéet *al.*, 2022). Isso ocorre em função do pressuposto que essa atividade seja conduzida de forma responsável e sustentável, garantindo a conservação dos ecossistemas florestais (Brasil, 2012). Dessa forma, o Manejo Florestal Sustentável (MFS) visa minimizar as pressões sobre o bioma, mediante a administração da floresta para obtenção de benefícios econômicos, sociais e ambientais respeitando os mecanismos de sustentação do ecossistema objeto do manejo (Brasil, 2009). Além de promover a manutenção dos povoamentos florestais, a melhoria de índices de conservação da biodiversidade e a remoção de gás carbônico da atmosfera terrestre.

O MFS é um sistema de planejamento e práticas que busca conciliar a exploração florestal com a conservação ambiental, garantindo a produtividade da floresta a longo prazo. O MFS é regulamentado por parâmetros como: um ciclo de corte entre 25 e 35 anos, intensidade máxima de corte de 30m³/ha, e o diâmetro mínimo de corte (DMC) de 50 cm, a 1,30 m do solo. Dentro desse regime, a exploração da madeira é realizada por meio da Exploração Florestal de Impacto Reduzido (EIR), técnica preconizada para a Amazônia. A EIR consiste na implementação de diretrizes pré e pós-exploração, que buscam prevenir danos desnecessários às espécies remanescentes e manter a estrutura florestal o mais semelhante possível às condições pré-atividade (Schwartz et al., 2012). Essas estratégias incluem: o planejamento detalhado da infraestrutura (pátios, estradas de arraste e transporte), o corte direcionado de queda

(Brasil, 2009), a marcação prévia das árvores para o abate e o uso de motosserras e maquinário adequados.

Na Amazônia, uma das empresas pioneiras a adotar técnicas de EIR para exploração de produtos florestais o monitoramento da atividade foi a Mil Madeiras Preciosas, pertencente ao grupo suíço *Precious Wood* (PWA, 2021). Por cumprir um conjunto de Princípios, Critérios e Indicadores, tornou-se a primeira empresa no bioma a garantir o selo *Forest Stewardship Council* (FSC), o qual atesta que o manejo florestal na Unidade de Manejo Florestal (UMF) é conduzido segundo critérios ambientais, sociais e econômicos (Carneiro, 2007). Desde então, a empresa realiza monitoramento em todas as etapas do MFS, com o objetivo de subsidiar ações de conservação dos ecossistemas locais (PWA, 2021) e garantia de matéria-prima a longo prazo para futuras explorações (Monteiro, 2004). Dentre as técnicas adotadas pela Mil Madeiras Preciosas que possibilita o monitoramento florestal, pode-se destacar a metodologia por meio de Inventários Florestais Contínuos (IFC) preconizada pela Embrapa (Silva, 1984).

O IFC é um procedimento para monitoramento e instrumento de avaliação de caráter dinâmico de uma floresta, bem como de uma série de variáveis indispensáveis para a definição do manejo a ser aplicado (Queiroz, 1998). No contexto do MFS, o IFC ocorre em “parcelas permanentes”, as quais correspondem a áreas permanentemente demarcadas na floresta, periodicamente remeidas com o objetivo de se obter informações sobre o crescimento e a dinâmica da floresta, ou seja, sobre as alterações relativas ao número, composição e dimensões dos indivíduos arbóreos em determinado período (Alder, 1995). Fatores que subsidiam ações para o planejamento e tomada de decisões estratégicas para garantir a sustentabilidade de áreas sob regime de manejo.

Além dos IFC, ações de monitoramento de áreas de manejo também podem incluir a utilização de metodologias remotas (Wasseige e Defourny, 2004), como a utilização de sensores a bordo de aeronaves ou satélites, que capturam dados da superfície terrestre por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética e os materiais presentes na cobertura do solo (Meneses e Almeida, 2012). Assim, a prática do Sensoriamento Remoto (SR) tem se demonstrado um importante instrumento de monitoramento e análise de mudança da cobertura florestal (Mishrin, *et al.*, 2022; Tariqet *al.*, 2023; Breuniget *al.* 2020; Honnefet *al.* 2019), pois fornece informações fundamentais sobre alvos, incluindo seu posicionamento, quantidade de biomassa, além de capturar a reflectância da vegetação em diferentes comprimentos de onda, permitindo identificar e

quantificar a extensão de recursos naturais e as modificações que podem ocorrer em intervalos de vários anos (Zanotta *et al.*, 2019).

De acordo com Zanotta *et al.* (2019), essas e outras características do SR possibilitam o arranjo de diversas técnicas que permitem, por exemplo, realçar determinadas características das plantas e dosséis. Desse modo, o SR viabiliza a análise das florestas sob outra ótica, em especial as que passaram pelo corte seletivo. No entanto, essa ferramenta não pode ser considerada isoladamente, sem apoio de dados coletados em campo ou sem qualquer outro tipo de validação (Zanotta *et al.*, 2019).

Neste contexto, o presente trabalho tem como propósito analisar a possibilidade de se correlacionar elementos de SR com o conhecimento físico do que ocorreu em áreas de manejo exploradas com a utilização de técnicas de EIR. Admite-se ser possível tanto analisar a trajetória espectral da cobertura do dossel nestas áreas, quanto avaliar o potencial dos elementos de SR para discriminação de atividades de uso da floresta. Além disso, a presente pesquisa fornece subsídios científicos para embasar decisões em áreas de MFS, e contribuir para o avanço do conhecimento sobre os processos de recuperação florestal e os efeitos da exploração no longo prazo, auxiliando na conservação da biodiversidade e na promoção do uso responsável dos recursos naturais.

Assim, tem-se como intuito relacionar variáveis de campo e variáveis espectrais derivadas de sensoriamento remoto, para o monitoramento de uma área sob regime de Manejo Florestal ao longo de 24 anos após o corte seletivo. Para tal, busca-se avaliar e quantificar os efeitos da exploração florestal e a capacidade de recuperação entre as diferentes Unidades de Produção Anual. Bem como, analisar a variação temporal dos índices de vegetação em resposta aos eventos do manejo florestal, e por fim, avaliar a capacidade preditiva de índices de vegetação para estimar variáveis de campo.

2. PERGUNTAS DA PESQUISA

- a. Existem variações na intensidade da exploração entre as Unidades de Produção Anual (UPAs)?
- b. Qual o impacto da exploração florestal nas variáveis de campo antes e depois do evento?
- c. De que forma a exploração florestal reflete alterações em índices de vegetação oriundos do sensoriamento remoto?
- d. Os índices de vegetação podem ser utilizados como indicadores preditivos para estimar variáveis de campo?

3. OBJETIVOS

3.1. Objetivo Geral

Propor a integração entre dados de variáveis de campo e variáveis espectrais derivadas de sensoriamento remoto, para o monitoramento de uma área sob regime de Manejo Florestal Sustentável ao longo de 23 anos após o corte seletivo.

3.2. Objetivos Específicos

- Avaliar e quantificar os efeitos da exploração florestal e a recuperação da floresta entre as diferentes Unidades de Produção Anual;
- Analisar a variação temporal de índices de vegetação em resposta aos eventos do manejo florestal;
- Avaliar a capacidade preditiva de índices de vegetação para estimar variáveis de campo.

4. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

4.1. Manejo Florestal Sustentável

O Manejo Florestal Sustentável (MFS) é definido pela Lei de Gestão de Florestas Públicas (Lei Federal 11.284/06) como a administração da floresta para obtenção de benefícios econômicos, sociais e ambientais, respeitando-se os mecanismos de sustentação do ecossistema objeto do manejo e considerando-se, cumulativa ou alternativamente, a utilização de múltiplas espécies madeireiras, de múltiplos produtos e subprodutos não madeireiros, bem como a utilização de outros bens e serviços de natureza florestal. Wang (2009) evidenciou três questões importantes que devem ser consideradas por gestores florestais: (1) Quais são os objetivos que as atividades do manejo devem alcançar? (2) Quais são os procedimentos operacionais e recursos financeiros necessários na execução de um plano de ação programado para atingir os objetivos? (3) Quais os critérios que podem ser utilizados para avaliar até que ponto os objetivos são alcançados e a relação custo-eficácia das operações? De tal modo que o MFS seja ambientalmente saudável, economicamente viável e socialmente legítimo.

Dessa maneira, o MFS busca abranger um fluxo contínuo de produtos e serviços, como a proteção de água doce, dos solos e dos locais culturais (Wang, 2009). Além de representar um compromisso em alcançar a harmonia entre a grande procura global de madeira tropical, a sustentabilidade ecológica e o desenvolvimento socioeconômico mediante a exploração racional dos recursos naturais fornecidos pelas florestas (Condé *et al.*, 2022).

Para garantir esses princípios, o MFS é executado utilizando a Exploração de Impacto Reduzido (EIR) que utiliza técnicas de extração destinadas a reduzir os danos à floresta residual, o desgaste do solo e erosão, protegem a qualidade da água, atenuando o risco de incêndios e contribuindo para a conservação da regeneração e diversidade biológica (Rice *et al.*, 1997; Uhler *et al.*, 1997; Schwartz *et al.*, 2012; Dionísio *et al.*, 2022). Além de se basear nos princípios de distúrbios naturais, que estão ligados à dinâmica de mosaicos de florestas secundárias, de forma que as florestas manejadas devem seguir uma evolução semelhante às florestas originais (Espada *et al.*, 2015).

Para a execução da atividade de MFS, a Instrução Normativa nº05/2006 do Ministério do Meio Ambiente dispõe sobre procedimentos técnicos para elaboração, apresentação, execução e avaliação técnica de Planos de Manejo Florestal Sustentável (PMFS), considerando os meios da EIR. Entre as diretrizes estabelecidas, estão a construção de infraestruturas, como estradas de acesso e de arraste de toras, pátios de estocagem, que caracterizam o corte seletivo de espécies de valor comercial e que demandam estudos para a sua detecção, mensuração e para avaliação dos impactos para florestas intactas (Espírito-Santo, *et al.*, 2014; Shimabukuro e Ponzoni, 2017).

4.2.Desmatamento e Degradação Florestal

Em 2024 foi registrada queda de 7% no desmatamento da floresta amazônica, em relação ao ano anterior, contudo, houve aumento de 6 vezes na degradação da floresta, a maior registrada pelo Imazon, desde 2009. O desmatamento pode ocorrer por corte raso, que resulta na remoção completa da cobertura florestal em um curto intervalo de tempo, ou por degradação progressiva, processo este que se dá pela intervenção em florestas degradadas sucessivamente ao longo dos anos, seja pelo uso recorrente do fogo e/ou pela retirada seletiva/predatória de madeira (Almeida *et al.*, 2021). Assim, a degradação diz respeito ao processo de perda de capacidade de dado ecossistema, através de impactos ao meio ambiente e ao próprio homem (Guerra e Guerra, 1997).

Na década de 80, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) iniciou estudos pioneiros utilizando dados do satélite Landsat para monitorar o desmatamento na Amazônia. Em 1988, foi lançado o PRODES, projeto que, anualmente, calcula as taxas de desmatamento por corte raso. Esse levantamento é feito pela identificação em imagens de satélite da classe Landsat (com resolução espacial de 20 m a 30 m), combinadas para minimizar a interferência de nuvens. Essa metodologia criou uma série histórica que começou em 1988 (Shimabukuro *et al.*, 2012). Conforme as estimativas do PRODES, a taxa de desmatamento em 2024 foi inferior à registrada no ano anterior.

Também utilizando a análise de imagens de satélites, o Imazon, desde 2008, monitora o desmatamento na região amazônica através do Sistema de Alerta de Desmatamento (SAD), e divulgou queo Amazonas foi o segundo Estado que mais desmatou na Amazônia, havendo aindadiminuição de 7% da área desmatada em 2024, em relação ao ano anterior. Porém, a degradação, que de acordo com a Política Nacional do Meio Ambiente consiste na alteração prejudicial das características do meio

ambiente (Brasil, 1981), aumentou expressivamente neste último ano, chegando a 497% em relação ao ano de 2023, recorde dos últimos 15 anos.

Esse dado justifica-se principalmente na alta das queimadas na região, em decorrência das secas recordes enfrentadas nos últimos anos, sendo estimado que o Amazonas ocupou o terceiro lugar no *ranking* dos Estados que mais degradaram na Amazônia Legal (Imazon, 2025). Apesar de ser uma estimativa difícil de ser obtida, devido a muitas atividades serem capazes de impactar o meio ambiente e, o monitoramento dela ocorrer por metodologias variadas entre os países, é perceptível nos dados o aumento da degradação, não apenas pela perturbação do homem, mas ainda pela mudança no clima (FAO, 2022).

Além do fogo, a extração de madeira, efeitos de borda por estradas/ramais estão dentre as atividades que degradam a floresta amazônica, responsáveis assim por perda da biodiversidade, emissões consideráveis de carbono para a atmosfera e redução do fornecimento de serviços ecossistêmicos, cabendo a adoção de medidas que aprimorem ações de conservação por políticas públicas bem estruturadas (Lapola *et al.*, 2023). O Inventário Florestal do tipo censo pré-exploratório, o planejamento de estradas, pátios, bem como o direcionamento de queda, o pré-arraste de toras, a definição de intensidade de corte, monitoramento pós-exploratório, são características que tornam sustentável o Manejo Florestal e a produção de madeira continuada, sendo apontado na literatura científica como melhor alternativa frente a extração ilegal de madeira (Vidal *et al.*, 2002; Ellis *et al.*, 2019; Pinto *et al.*, 2024).

4.3. Monitoramento de parcelas permanentes

Desde que houve a necessidade de conhecer a floresta em números, o levantamento de dados florestais em áreas estudadas foi aprimorado para melhorar principalmente as estimativas de crescimento na floresta. A Embrapa Amazônia Oriental, no início da década de 80 iniciou inventário florestal contínuo, a partir de um sistema de dados obtidos do monitoramento de florestas tropicais, e foram constituídas então diretrizes, estabelecidas por Silva e Lopes (1984), para instalação e medição de parcelas permanentes, e atualizadas por Silva *et al.* (2005).

Assim, elas constituem unidades amostrais de uma área definida, onde ocorrem periodicamente coleta de dados a respeito da floresta, e diferenciam-se dos outros tipos de coleta pelas características inerentes ao longo prazo, por isso a padronização, tanto

quanto possível, para obter dados qualitativos e quantitativos das árvores, auxiliando na análise de transformações ao longo do tempo (Oliveira *et al*, 2005). E no contexto do MFS, essa remediação periódica é fundamental para obter dados sobre o crescimento e dinâmica da floresta, contribuindo para desenvolvimento de modelos e aprimoramento nas estimativas de volume.

Nesse âmbito para integrar os dados em redes de parcelas permanentes existentes em diferentes regiões foi implementado o Sistema Nacional de Parcelas Permanentes (SisPP), lançado pelo Serviço Florestal Brasileiro em 2008 e desenvolvido junto à Embrapa Florestas desde 2004, auxiliando na definição de normas técnicas, elaboração de dados de produção florestal de diferentes biomas e fomento de políticas públicas na promoção do MFS (Oliveira *et al*, 2005). Esta integração incentivou a implementação de mais redes de parcelas permanentes pelos biomas brasileiros (Mattos *et al.*, 2008). Essa estruturação de coleta de dados em campo potencializa o uso de tecnologias complementares para o monitoramento de florestas.

Dessa forma, a análise de parcelas permanentes pode ser realizada não só por meio de dados coletados em campo, mas também através de ferramentas proporcionadas pelo Sensoriamento Remoto. Nesse contexto, a pesquisa científica se concentra em duas frentes: aprimorar as metodologias de análise de imagens de satélite e integrar os dados das parcelas permanentes com o sensoriamento remoto para a predição da produção volumétrica (Cavalcante e Ribas, 2006; Latorre et al., 2007; Gonçalves, 2021).

4.4. Sensoriamento Remoto e detecção de mudanças

O sensoriamento remoto (SR) é uma ciência que visa a obtenção de imagens da superfície terrestre por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres (Meneses e Almeida, 2012), ou seja, sem que haja o contato físico entre o sensor e o objeto imageado. Sua forma não invasiva e capacidade de fornecer imagens em intervalos regulares de diversos ambientes conferem ao SR uma posição de destaque em face de outras práticas de obtenção de dados sobre recursos naturais. No entanto, apesar de representar uma fonte rica de informações, ele não pode ser considerado isoladamente, sem o apoio de dados coletados em campo ou qualquer tipo de validação (Zanotta *et al.*, 2019).

As imagens provenientes do SR são formadas por conjuntos de pixels que descrevem a quantidade de energia que deixa a superfície, podendo ser produzidas por

sensores a bordo de plataformas orbitais e aéreas conforme descrito por Zanotta *et al.* (2019). Ainda de acordo com os autores, a energia que emana da superfície pode ser proveniente de reflexão intensa da luz solar que ilumina alvos terrestres (SR passivo de reflexão) ou ainda da emissão direta da radiação termal pelos materiais da superfície (SR passivo de emissão), bem como originar-se da reflexão da energia artificial produzida pelo próprio satélite que foi direcionada para superfície e depois captada pelo sensor, como é o caso das imagens de radar e Lidar (SR ativo).

Na vegetação, o SR é realizado principalmente pela obtenção de informações de refletância de ondas eletromagnéticas de dosséis, usando sensores passivos (Xue e Su, 2017). O dossel é o estrato superior da formação vegetal, composto por uma folhagem contínua de uma floresta, arvoredo ou cerradão; que pode ser classificado em duas categorias, sendo elas completo, que corresponde ao conjunto de todas as copas da vegetação, e incompleto, apresentando uma porcentagem de solo exposto (Moreira, 2012). Logo, a refletância da vegetação para o espectro eletromagnético é determinada pelas características químicas e morfológicas da superfície dos órgãos ou folhas (Zhanget *al.*, 2012) e, a partir disso, podem ser gerados produtos oriundos do arranjo das bandas que compõem uma imagem multiespectral, imprimindo a capacidade dos sensores de distinguir alvos, padrões ou objetos.

Para a exploração madeireira seletiva, a detecção torna-se complexa pois se trata de um padrão de uso da terra que resulta em um mosaico complexo de ambientes formados por diferentes materiais, com arranjo espacial variado (Souza Jret *al.*, 2003). Isso demanda diversos estudos para a sua detecção e mensuração, e para avaliação dos impactos em florestas intactas (Asner *et al.*, 2005; Grogan *et al.*, 2008; Matricardi *et al.*, 2010; Shimabukuro e Ponzoni, 2017).

A infraestrutura florestal é o principal elemento de contexto do padrão espacial do corte seletivo de madeira (Gouveia, 2023), constituída por estradas primárias que dão acesso à área de manejo e estradas secundárias ligando pátios de estocagem. As estradas florestais são as mais importantes vias de acesso às florestas, servindo para viabilizar o tráfego de mão-de-obra e os meios de produção necessários para o investimento florestal (Corrêa, 2005; Carmoet *al.*, 2013; Machado 2013; Gouveia, 2023). Geralmente, esses elementos podem ser detectados em imagens de satélite de resolução espacial média, possibilitando o mapeamento da exploração madeireira por sensoriamento remoto (Pinagé e Matricardi, 2015; Shimabukuro e Ponzoni, 2017).

4.5. Relação entremétricas de campo e técnicas de sensoriamento remoto

Para ir além da detecção de mudanças na paisagem, a relação entre as métricas de inventário florestal e os dados de sensoriamento remoto se mostra fundamental. O SR, apesar de ser uma ferramenta poderosa, enfrenta desafios, especialmente em áreas com uso complexo da terra, como a exploração madeireira (Souza *et al.*, 2005), onde a resposta espectral de um único pixel pode ser uma mistura de diferentes elementos (Shimabukuro e Ponzoni, 2017). É nesse ponto que as técnicas de aprofundamento da análise espectral se tornam cruciais.

Nesse cenário, tem-se o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME), o qual decompõe o pixel para estimar a proporção de cada material (vegetação, solo, sombra) em imagens de SR. Bem como os Índices de Vegetação (IV) que também desempenham um papel essencial para monitoramento da saúde e desenvolvimento da vegetação, os quais consistem em operações matemáticas entre bandas de uma imagem, projetadas especificamente para realçar as propriedades espectrais da vegetação e minimizar os ruídos, fornecendo uma base mais robusta para a análise das mudanças identificadas remotamente.

4.5.1. Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME)

Devido à resolução espacial dos sensores orbitais, em geral, a resposta espectral contida no pixel de uma imagem é uma mistura de três componentes: solo, vegetação e sombra (ou água) (Moreira, 2012). Um dos desafios enfrentados no Sensoriamento Remoto é a classificação de pixels não uniformes, com mistura de componentes pois a radiância que dá origem ao nível de cinza de um pixel é o resultado do somatório das contribuições individuais de cada objeto contido dentro do campo de visada instantâneo do sensor (Zanotta *et al.*, 2019).

A grande vantagem da utilização de modelos de mistura reside na possibilidade de fazer uma leitura da imagem em nível de subpixel, rompendo a limitação imposta pela resolução espacial do pixel, sendo possível informar a quantidade com que diferentes materiais se apresentam dentro dele (Shimabukuro e Ponzoni, 2017). Nesse cenário, Rencz (1999) aponta a importância de quantificar a composição da superfície,

apresentando o Modelo Linear de Mistura Espectral (MLME) como mecanismo para decompor o espectro de um pixel

No MLME, o nível de cinza registrado pelo pixel é definido pela combinação linear de cada um dos componentes puros, que nesse contexto são chamados de membros finais. Os membros finais possuem um comportamento espectral fixo para cada banda na imagem que é característico da componente envolvida no problema (vegetação, solo, água etc.).

Considerando a representação do problema de mistura para imagens geradas por sensores com resoluções espaciais diferentes (Figura 1), observa-se que a resolução espacial é o fator determinante na ocorrência de pixels puros ou mistos. Sensores com baixa resolução espacial possuem pixels de grandes dimensões, aumentando significativamente a probabilidade de que a área coberta pelo pixel inclua múltiplos tipos de cobertura do solo. Em contraste, sensores com alta resolução espacial possuem pixels menores, o que resulta em uma maior chance de encontrar pixels puros, ou seja, aqueles ocupados predominantemente por apenas uma classe de cobertura do solo.

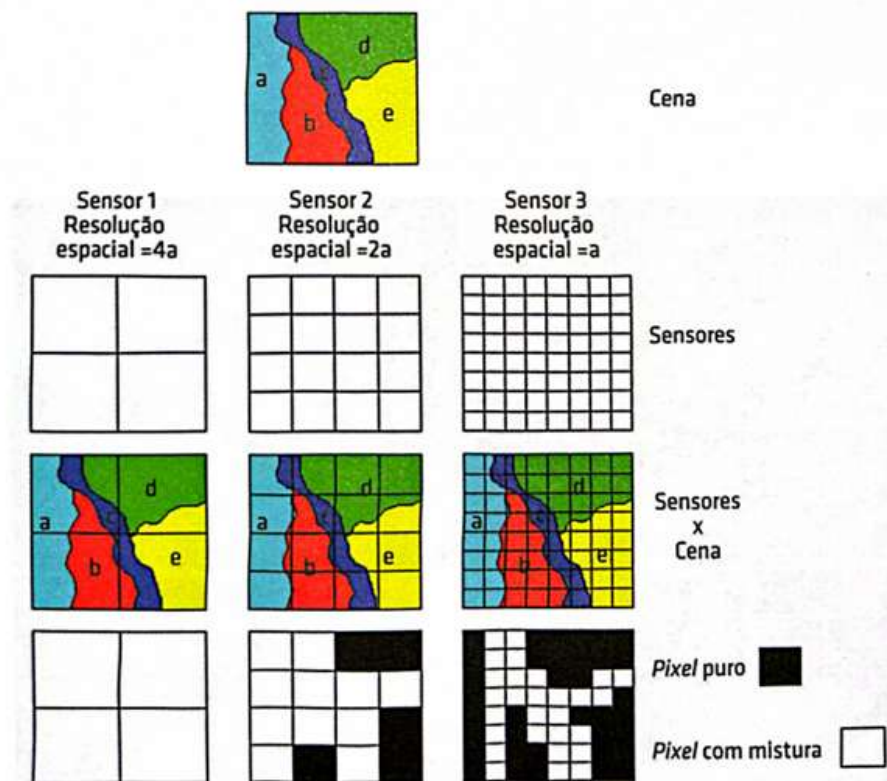


Figura 1. Mistura de componentes para três sensores com resolução espacial diferentes e quatro classes de cobertura do terreno.

Fonte: Piromal (2006)

Desse modo, quanto maior a resolução espacial de um sensor, menor é a chance de enfrentar o problema da mistura espectral. Contudo, para dados de média e baixa resolução, o MLME se torna uma ferramenta indispensável para extrair informações detalhadas da superfície.

Essa metodologia tem sido amplamente utilizada para análise e detecção de mudança da cobertura florestal (Moraes *et al.*, 2016; Pinagé e Matricardi, 2015; Almeida Matos *et al.*, 2008; Verona *et al.*, 2001; Shimabukuro *et al.*, 1997) desde a década de 1970 com o lançamento dos satélites Landsat (Zanotta *et al.*, 2019). Importantes exemplos nacionais de aplicação dos MLME são os projetos de monitoramento das áreas de desmatamento e queimadas na Amazônia Legal, como o PRODES e o DETER, realizado pelo INPE.

4.5.2. Índices de Vegetação

As imagens multiespectrais, provenientes do registro de sensores remotos, são compostas por um conjunto de bandas que variam de acordo com as possíveis frequências de radiação do espectro eletromagnético, visíveis ou não. As bandas podem ser arranjadas para que certos recursos e padrões se destaquem na imagem, evidenciando os objetos desejados, como a vegetação, solo exposto etc. (Huang *et al.*, 2021).

Um exemplo disso está nos Índices de Vegetação (IV), que consistem em operações aritméticas realizadas entre bandas de uma imagem, buscando explorar o comportamento espectral da vegetação para realçar determinadas características presentes no dossel ou na região de influência (Zanotta *et al.*, 2019), por meio da maximização de informações espectrais da vegetação no menor número de bandas de operação dos sensores (Moreira, 2012). Os IVs são amplamente aplicados para quantificar as condições físicas das florestas, baseando-se em razões ou transformações de valores espectrais para realçar os atributos da vegetação (Shimabukuro e Ponzoni, 2017) e minimizar efeitos externos (Karnieli *et al.* (2001).

Diversos índices foram propostos na literatura com o objetivo de explorar as propriedades espectrais da vegetação, de modo a minimizar os efeitos externos sobre os dados espectrais e permitir inferência de características da vegetação (Zanotta *et al.*, 2019). De acordo com Xue e Su (2017), existem mais de cem IVs derivados de imagens multiespectrais em aplicação, entre eles, destacam-se:

I. Normalized Difference Fraction Index (NDFI)

O Índice Normalizado de Diferença de Fração (NDFI, sigla do inglês *Normalized Difference Fraction Index*), é um IV desenvolvido por Souza Jr *et al.* (2005), com o propósito de detectar o desmatamento e a degradação florestal na Amazônia, a partir de uma abordagem que identifica e mapeia uma variedade de danos ao dossel associados à exploração de madeira seletiva, incluindo a construção de estradas e pátios (Souza Jr *et al.*, 2005). Desde então, o NDFI tem sido empregado para detectar e mapear atividades que imprimem cicatrizes no dossel florestal (Bewernick, 2016; Delgado-Moreno e Gao, 2021).

Para a sua aplicação, o NDFI considera abundâncias de vegetação verde, fração de vegetação não-fotossinteticamente ativa ou seca, e fração solo, provenientes do MLME. Os valores do índice variam de -1 a 1, onde os altos caracterizam floresta intacta em virtude da combinação dos valores elevados da vegetação normalizada, com baixos valores de vegetação seca e solo (Souza Jr *et al.*, 2005). À medida que a floresta se degrada, a vegetação não-fotossinteticamente ativa ou seca e as frações do solo aumentam devido à diminuição da cobertura da copa, reduzindo os valores do NDFI em relação às florestas intactas (Souza Jr, 2012).

Baseado nisso, a banda sintética NDFI combina todas as informações de reflectância que se mostram relevantes para identificar e mapear florestas degradadas na região amazônica, bem como para o monitoramento local de planos de manejo florestal aprovados e operações madeireiras certificadas, onde extrai-se árvores com danos mínimos à copa (Souza Jr *et al.*, 2005).

II. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

No sensoriamento remoto orbital, o IV mais empregado na avaliação do vigor da cobertura vegetal é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI, sigla em inglês para *Normalized Difference Vegetation Index*) (Moreira, 2012). Esse IV foi desenvolvido por Rouse *et al.* (1974) e, desde então, diversos trabalhos fizeram relação do NDVI com diferentes aspectos da vegetação (Sellers, 1987; Senay *et al.*, 2000; E Silva *et al.*, 2020; Khormizi *et al.*, 2023), assim como é um dos melhores indicadores de cobertura vegetal e verde (Li *et al.*, 2021).

O NDVI envolve a diferença e a soma entre duas bandas do infravermelho próximo e do vermelho. A amplitude deste índice varia entre -1 e 1, onde os valores negativos demonstram áreas de água em suas diferentes formas, e os valores positivos indicam que a cobertura vegetal aumenta em direção a 1, enquanto os valores em torno de zero indicam solo exposto ou árido (Khormizi *et al.*, 2023).

III. Aerosol Free Vegetation Index (AFRI)

Desenvolvido por Karnieli *et al.* (2001), o *Aerosol Free Vegetation Index* (AFRI) foi elaborado para mitigar os efeitos de aerossóis e perturbações atmosféricas nos cálculos de IVs. Ainda de acordo com os autores, este índice tem a capacidade de penetrar na atmosfera de forma mais eficaz, fornecendo informações precisas sobre a vegetação e outras características do solo, mesmo em condições adversas, como situações de incêndios florestais com presença de fumaça. Por isso, sua maior aplicação em avaliação da vegetação na presença de fumaça, poluição e plumas vulcânicas.

Sob condições de céu limpo, o AFRI apresenta resultados próximo ao NDVI, porém se a coluna atmosférica apresentar fumaça ou sulfatos os dados do AFRI serão superiores aos NDVIs (Jensen, 2011). Assim, para o AFRI, que possui valores entre -1 e 1, os positivos e próximos a 1 indicam vegetação densa e saudável, os próximos a 0 representam solo exposto ou superfície sem vegetação, enquanto os valores negativos e próximos ao -1 indicam água ou nuvens.

IV. GreenNormalized Difference Vegetation Index (GNDVI)

O *Green Normalized Difference Vegetation Index* (GNDVI) foi proposto por Gitelson *et al.* (1996) como uma modificação do NDVI, com o objetivo de aprimorar a estimativa do teor de clorofila na vegetação, ou seja, de sua atividade fotossintética. Diferentemente do NDVI, que utiliza as bandas do Infravermelho Próximo e do Vermelho, o GNDVI substitui a banda do Vermelho pela banda do Verde em seu cálculo. Os valores resultantes variam teoricamente de -1 a 1, onde os próximos a 1 indicam alta densidade e vigor da vegetação (vegetação saudável), enquanto valores próximos a -1 geralmente representam corpos d'água, nuvens ou solo exposto.

Em termos de aplicação, o GNDVI é comumente empregado para determinar a captação de água e nitrogênio no dossel das árvores. Por exemplo, Zhou e Zhong (2020) utilizaram este índice para qualificar o comportamento de crescimento da vegetação por meio de um modelo de mistura de refletância da superfície.

V. Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)

O *Modified Soil Adjusted Vegetation Index* (MSAVI), proposto por Qi *et al.* (1994), é uma modificação do índice SAVI (Huete, 1998). Ambos fazem parte de um grupo de índices considerados híbridos, pois utilizam a razão de bandas com parâmetros de ajuste para minimizar o efeito da presença de solo exposto em meio à vegetação. O MSAVI tem como objetivo principal aumentar a sensibilidade para a detecção de vegetação em estágios iniciais de crescimento ou em regiões áridas e semiáridas com baixa cobertura do solo. Nesse aspecto, o índice varia teoricamente de -1 a 1, sendo que valores mais altos caracterizam vegetação densa, saudável e em desenvolvimento, e valores baixos ou negativos indicam solo exposto ou corpos d'água.

A eficácia do MSAVI é demonstrada em diversas aplicações. Estudos realizados por Alikhanova *et al.* (2025) utilizaram o índice para detectar tendências de biomassa acima do solo em regiões áridas, destacando o seu papel fundamental no monitoramento da vegetação a longo prazo. De maneira similar, Castilho *et al.* (2024) avaliaram a dinâmica da vegetação em áreas de reflorestamento em regiões áridas e semiáridas, onde o MSAVI apresentou o melhor desempenho entre os índices testados, provando ser útil na identificação de áreas com recuperação natural.

VI. Enhanced Vegetation Index 2 (EVI2)

O *Enhanced Vegetation Index 2* (EVI2) foi desenvolvido por Jiang *et al.* (2008) como uma variação do EVI original, índice comumente empregado para estimar a produtividade do ecossistema (Li e Xiao, 2020; Rodriguez *et al.*, 2024). De acordo com Jiang *et al.* (2008), o EVI2 foi especificamente projetado para superar as limitações impostas pela banda azul do EVI. Para isso, o índice utiliza a correlação linear entre as bandas azul e vermelha, minimizando o ruído de fundo em áreas de vegetação densa e

dependendo apenas das bandas do infravermelho próximo e do vermelho em seu cálculo.

Embora a intenção inicial do EVI2 fosse substituir o EVI em sensores que não possuíam a banda azul, diversos estudos demonstraram que o EVI2 oferece muitas vantagens sobre os índices convencionais (Zhen et al., 2023). Suas aplicações incluem, por exemplo, a estimativa da cobertura vegetal (Yan et al., 2021) e o mapeamento do armazenamento de carbono acima do solo (Wicaksono e Hafizt, 2018). Teoricamente, o EVI2 (assim como outros índices) varia entre -1.0 e +1.0. Contudo, os valores práticos para vegetação saudável geralmente se concentram na faixa positiva, onde valores próximos a 1 indicam alta intensidade e vigor da vegetação, e valores próximos a 0 ou negativos sinalizam solo exposto ou áreas sem vegetação ativa.

5. MATERIAL E MÉTODOS

5.1. Área de estudo

A pesquisa foi realizada em áreas sob regime de manejo pertencentes à empresa Mil Madeiras Preciosas Ltda., localizada no município de Silves, estado do Amazonas. Inseridas na área, estão as três Unidades de Produção Anual (UPA) objeto deste estudo, denominadas UPA B, C e D, onde encontram-se 41 parcelas permanentes de 100 m x 100 m (1 hectare) (Figura 2), destinadas ao monitoramento de parâmetros indicativos do comportamento e desenvolvimento da floresta em condições de Manejo Florestal Sustentável.

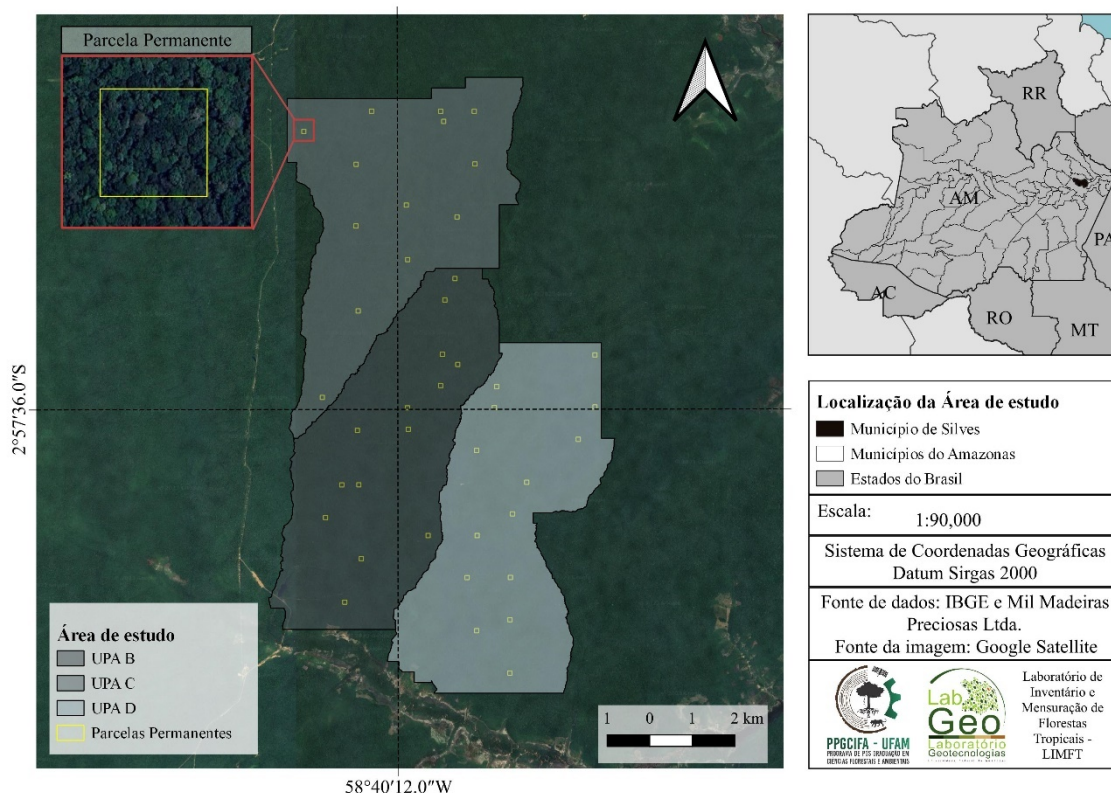


Figura 2. Área de estudo: Unidades de Produção Anual B, C e D e suas respectivas parcelas amostradas durante o inventário florestal contínuo.

Fonte: A autora (2025).

De acordo com o IBGE (2012), a região é composta predominantemente por Floresta Ombrófila Densa em terra firme, contendo indivíduos arbóreos de grande porte, com dossel uniforme e emergente, incluindo a presença de lianas lenhosas e epífitas.

Soba floresta, encontram-se estabelecidas a classe de solos do tipo Latossolo Amarelo, com textura muito argilosa (IBGE, 2015), baixa fertilidade natural e alta toxidez de alumínio (Mendonça, 2003).

Segundo a classificação de Köppen, o clima da região é do tipo “Am”, que corresponde ao Tropical Chuvoso Monçônico, caracterizado pela precipitação média anual varia entre 1.355 e 2.839 mm, em que os meses mais chuvosos vão de dezembro a maio e os mais secos de agosto a novembro. A temperatura média varia de 25,6 °C a 27,6 °C, com umidade relativa do ar média entre 84% e 90%.

5.2. Inventário e Exploração Florestal

Inicialmente, as UPAs B, C e D passaram por inventário florestal pré exploratório, do tipo censo florestal para árvores com atributos de produção florestal, visando avaliar seu potencial produção de madeira. Com base neste inventário, foi realizada a seleção de árvores das espécies de interesse comercial, a definição de 41 parcelas permanentes para monitoramento da floresta mediante Inventário Florestal Contínuo (IFC) e a implantação de infraestruturas prevendo o uso em mais de um ciclo de corte e o monitoramento (Figura 3).

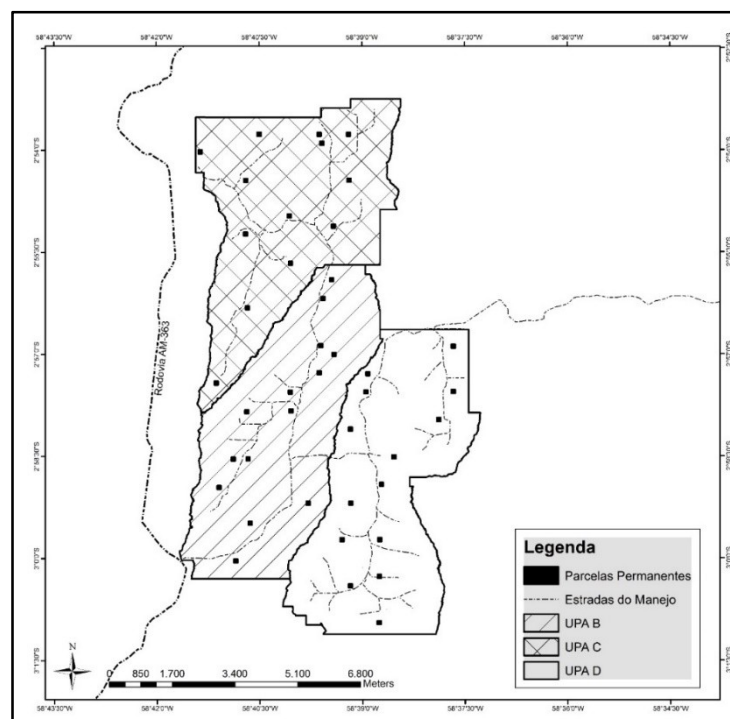


Figura 3. Distribuição das 41 parcelas permanentes e as infraestruturas estabelecidas para o Manejo Florestal Sustentável.
Fonte: De Souza, 2017.

Na ocasião, para cada árvore foram registrados parâmetros como a identificação botânica das espécies florestais e a numeração; Diâmetro a altura do Peito (DAP); classe de identificação do fuste (CIF); situação silvicultural; presença de danos/defeitos na árvore; grau de iluminação da copa; presença de cipós; classe de floresta e coordenadas cartesianas (Silva et al., 2005).

A construção das infraestruturas foi feita de forma sistemática, composta por estradas principais (8 a 10 metros de largura), estradas secundárias (4 a 6 metros de largura), pátios de estocagem e baldeio, além das instalações para acomodação das equipes florestais, considerando o relevo e corpos d'água (De Souza *et al.*, 2017).

Nos anos de 1996, 1997 e 1998, as UPAs passaram pelo processo de colheita da madeira, com a utilização de técnicas de Exploração de Impacto Reduzido (EIR), onde foram explorados um volume total de madeira em tora de 44.405,70 m³ na UPA B, 33.694,60 m³ na UPA C e 50.216,60m³ na UPA D, conforme a Tabela 1.

Tabela 1. Histórico da exploração nas UPAs B, C e D, com o tamanho da área, o volume de madeira, área basal total das árvores exploradas (G), o número de árvores exploradas (N), intensidade da exploração (I.E.) e o ano de exploração de cada UPA.

UPA	Área (ha)		Volume (m ³)		G (m ²)	N	I.E. (m ³ /ha)	Ano Explo.
	Total	Preservada	Autorizado	Explorado				
B	2.598,56	460,56	116.783,90	44.405,70	3.644	11.693	20,77	1996
C	2.613,11	591,11	91.007,71	33.694,60	2.809	7.745	16,66	1997
D	2.776,37	558,27	98.882,90	50.216,60	3.772	11.017	22,64	1998

Fonte: De Souza *et al.*, 2017.

5.3. Base de dados do Inventário Florestal Contínuo

O monitoramento da área manejada ocorre por meio da medição das variáveis adotadas durante o inventário florestal para 41 parcelas permanentes definidas ao longo das três UPAs, onde a intensidade de área monitorada compreende a 1 ha de parcela permanente para cada 155 ha.

A periodicidade das medições ocorreu conforme a Tabela 2, onde para todas as UPAs, as primeiras medições foram tomadas antes do evento da exploração florestal. Na UPA B, explorada em 1996, foi monitorada em cinco remedições, nos anos de 1996, 1998, 2001, 2014 e 2019, em suas 14 parcelas permanentes. A UPA C, com exploração em 1997, teve suas 13 parcelas medidas em 1997, 2001, 2014 e, em função da pandemia

decoronavírus (*SARS-CoV-2*), a medição desta UPA precisou ser postergada para 2020. Por fim, a UPA D, submetida ao corte seletivo em 1998, foi monitorada por meio de quatro remediações em suas 14 parcelas permanentes, nos anos de 1998, 2001, 2014 e 2019.

Tabela 2. Medições realizadas por meio de Inventário Florestal Contínuo em cada parcela permanente das Unidades de Produção Anual.

UPA	Exploração	Medição	Ano	Nº de Parcelas Permanentes
B	1996	1	1996	14
		2	1998	
		3	2001	
		4	2014	
		5	2019	
C	1997	1	1997	13
		2	2001	
		3	2014	
		4	2020	
D	1998	1	1998	14
		2	2001	
		3	2014	
		4	2019	

Fonte: De Souza *et al.*, 2017.

5.4. Visão geral das análises

Baseado no histórico da área, a metodologia de análise foi estruturada para investigar os efeitos da exploração florestal e a capacidade de recuperação da área de estudo, com base em dados de campo e de sensoriamento remoto. Para atingir os objetivos propostos, as variáveis de campo, relativas ao estoque de volume, biomassa e área basal da floresta, foram quantificadas e comparadas em diferentes períodos: pré-exploração, ano de exploração e pós-exploração. Os testes de comparação de médias (ANOVA) e teste de Tukey, foram utilizados para identificar se a exploração imprime mudanças estatisticamente significativas na floresta entre ocasiões após a exploração florestal e as condições de floresta não perturbada, isto é, antes da exploração.

Para investigar a existência de variação na intensidade da entre as áreas das UPAs, aplicaram-se testes de comparação de médias. A análise focou nas variáveis volume e biomassa explorada, além da área basal explorada, e do número de árvores danificadas e mortas decorrentes da exploração florestal.

Além disso, a capacidade de recuperação da floresta também foi um ponto observado. Utilizando os resultados da análise estatística, avaliou-se a recuperação entre as UPAs. O teste de Tukey foi empregado para determinar se as variáveis de campo nas UPAs, após a intervenção, assumiram características semelhantes às que possuíam antes da exploração. A confirmação dessa similaridade estatística indica que a floresta, em termos de estoque de madeira, atinge um estado de recuperação, refletindo sua resiliência.

Para além das análises de campo, foi explorado como o sensoriamento remoto pode ser uma ferramenta eficaz para monitorar esses processos. Para tal, foram utilizados seis índices de vegetação obtidos através das imagens Landsat 5 e 8: NDFI, NDVI, AFRI, EVI2, MSAVI e GNDVI. A validação do uso desses índices foi feita a partir de duas análises. A primeira, uma análise pontual, utilizou os testes de Friedman e Dunn-Bonferroni para verificar se os índices captam os eventos de exploração e a recuperação da floresta. A segunda, uma análise espacial, aplicando a mesma estatística a 100 parcelas virtuais em cada UPA, para avaliar se as observações pontuais se replicavam em toda a área de estudo. A visualização de gráficos de média móvel foi empregada para ilustrar a resposta temporal dos índices em intervalos de tempo mais curtos, oferecendo uma visão clara da dinâmica da floresta.

Finalmente, foi avaliado o potencial preditivo dos índices de vegetação para estimar as variáveis de campo. Através de uma matriz de correlação foram identificados os índices com a maior relação com as variáveis de campo. Em seguida, utilizou-se o modelo de regressão GAMLSS (*Generalized Additive Models for Location, Scale and Shape*) para investigar a influência desses índices na variação das variáveis de campo, buscando estabelecer uma relação robusta para futuras estimativas.

Esses procedimentos são detalhados nos próximos tópicos, permitindo apresentar a metodologia completa e o melhor entendimento dos resultados obtidos.

5.5. Métricas obtidas do Inventário Florestal Contínuo

A partir dos dados coletados do IFC dentro das parcelas permanentes, foi possível determinar as métricas referentes à floresta explorada durante o processo de monitoramento, possibilitando investigar aquelas que impactam nos parâmetros das imagens de SR. A base também comporta informações referentes aos indivíduos

selecionados para exploração florestal, possibilitando a escolha de variáveis referentes a este evento e a sua implicação para as árvores remanescentes. Desse modo, foram definidas:

Área basal

A área basal (G) é dada pela soma das áreas basimétricas das árvores (gi) amostradas, expressa em metro quadrado por hectare (m^2/ha).

$$gi = \frac{\pi * DAP^2}{40.000}$$
$$G = \sum_{i=1}^n gi$$

Sendo:

G = área basal em m^2/ha ;

π = π , constante matemática;

DAP = Diâmetro à altura do peito em centímetros.

Para o estudo considerou-se tanto a G a cada observação do IFC, quanto a área basal das árvores exploradas (GE).

Volume

O volume individual (vi) é estimado pela aplicação da equação de Lima (2010), ajustada para a região.

$$vi = 0,001176 * (DAP)^{1,99868}$$

($R^2=0,89$ e $S_{yx\%}=4,04$)

Em que:

vi = volume comercial com casca em m^3 ;

DAP = Diâmetro à altura do peito em centímetros;

R^2 = Coeficiente de determinação;

$S_{yx\%}$ = Erro padrão da estimativa.

Assim, foi calculado o volume total por hectare (Vol) com base nos volumes individuais de cada árvore para cada parcela permanente (1 ha).

$$Vol = \sum_{i=1}^n vi$$

Do mesmo modo, foi computado o Volume total explorado (*VolE*).

Biomassaseca total

A biomassa seca foi calculada a partir da equação alométrica desenvolvida por Silva (2007) para a Floresta Ombrófila Densa na Amazônia Central, conforme as equações abaixo:

$$PF_{tot} = 2,7179 * (DAP)^{1,8774}$$

($R^2 = 0,94$, $S_{yx\%} = 3,9$)

$$B = PS_{tot} = PF_{agb} * 0,584$$

Em que:

PF_{tot} = biomassa fresca total (acima do solo + raízes grossas);

DAP = Diâmetro à altura do peito em centímetros;

$PS_{tot} = B$ = biomassa seca total (t/ha);

0,584 = fator de conversão do peso fresco para peso seco.

Essa medida foi tomada para cada observação do IFC, bem como para a

Biomassa seca das espécies exploradas (BE)

Intensidade da Exploração

A intensidade da exploração (*IE*) é uma medida fundamental apresentada durante a elaboração do PMFS. Para este estudo, a intensidade de exploração foi calculada com base nas árvores que foram derrubadas e aproveitadas dentro das parcelas permanentes, expressa por:

$$IE = \frac{\text{número de árvores exploradas}}{\text{hectare}}$$

Número de árvores mortas por causa da exploração

O número de árvores mortas por causa da exploração (*ME*) é uma medida adotada com base na Classe de Identificação do Fuste (CIF) (Figura 4), categorizada durante o IFC. Esta variável descreve os diversos estados em que podem ser encontradas as árvores em uma floresta (Silva *et al.*, 2005).

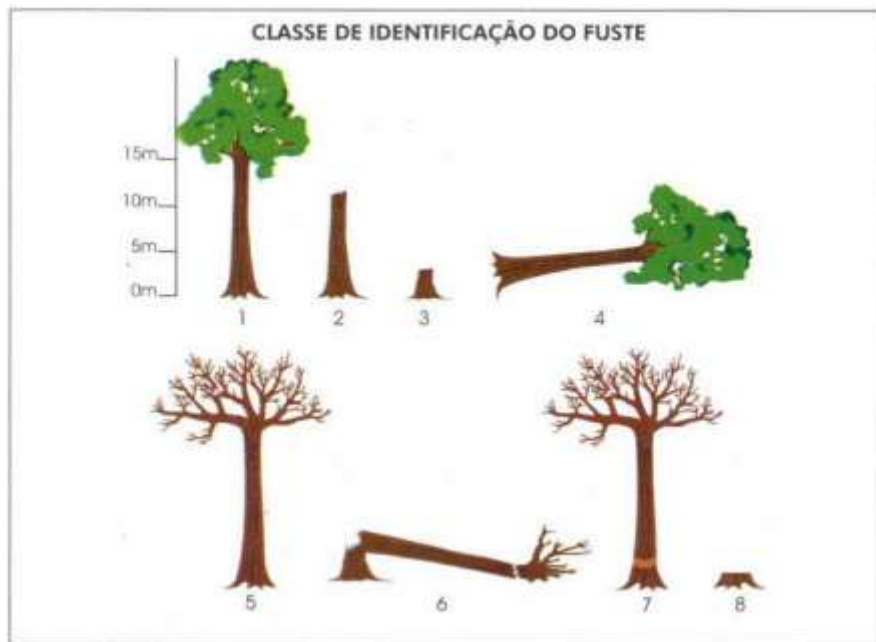


Figura 4. Classe de identificação do fuste (CIF) 1- Árvore viva em pé com o fuste completo; 2- Árvore viva em pé sem copa com fuste igual ou maior que 4m; 3- Árvore viva em pé sem copa, com fuste menor que 4 m; 4- Árvore viva caída; 5- Árvore morta por causa natural; 6- Árvore morta por exploração; 7- Árvore morta por tratamento silvicultural e 8- Árvore não encontrada.

Fonte: Silva *et al.*, 2005.

O CIF₆ identifica todas as árvores que, em função do processo de exploração, foram abatidas de forma intencional ou não, devido a danos na exploração, destruição durante a condução de queda da árvore abatida ou arraste de tora. Assim, o número de árvores mortas decorrentes a esses fatores será expresso considerando o referencial de área (ha).

$$ME = \frac{\text{número de árvores mortas por causa da exploração}}{\text{hectare}}$$

Número de árvores danificadas por causa da exploração

Essa métrica leva em consideração todas as árvores que apresentam classe de danos leves ou severos decorrentes da exploração, mas que permanecem vivas (Figura 5).

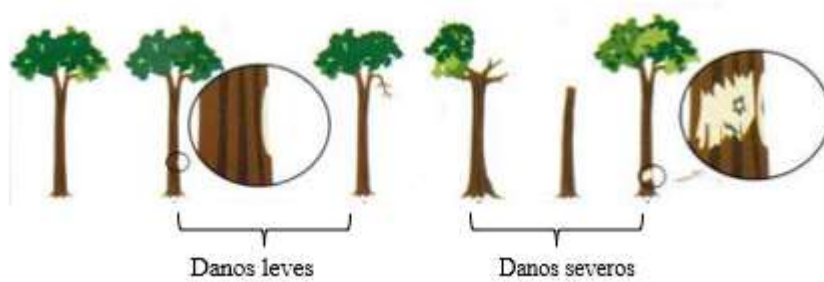


Figura 5. Características correspondentes aos danos leves e danos severos em árvores decorrentes da exploração.

Fonte: Silva *et al.*, 2005.

Desse modo, será feito a contagem de observações relacionados aos dados por ano observado.

Tempo desde a exploração

Esta variável foi definida como o tempo decorrido desde o evento de exploração, expresso em anos.

5.6. Procedimentos para análises espaciais

5.6.1. Seleção das imagens

Foram utilizadas imagens dos satélites Landsat 5 (sensor TM) e Landsat 8 (sensor OLI), especificamente da Coleção 2, Nível 2 para as análises espaciais da área. Esta coleção foi selecionada por fornecer dados de reflectância de superfície com correção atmosférica, garantindo maior acurácia e comparabilidade temporal. As imagens, correspondentes à órbita/ponto 230/062, foram escolhidas prioritariamente

durante o período de seca para minimizar a cobertura de nuvens e reduzir efeitos da sazonalidade.

Foi definida uma série histórica de imagens de satélite para permitir a avaliação da área de estudo em um período anterior à exploração florestal madeireira, após a exploração das Unidades de Produção Anual (UPAs) (1996, 1997 e 1998) e o monitoramento subsequente oriundo do Inventário Florestal Contínuo (IFC) (2001, 2014 e 2019/2020) durante o período de pouso ou recuperação da floresta.

Para avaliar a dinâmica de recuperação da floresta em um intervalo de tempo menor, conforme disposto por Silva *et al.* (2005), foram selecionadas também imagens dos anos intermediários aos mencionados acima. Ainda de acordo com os autores, idealmente, a periodicidade das medições em parcelas permanentes deve seguir um calendário, cuja primeira medição deve ocorrer antes da exploração, a segunda deve ser feita um ano após a intervenção para acompanhar o seu efeito, a terceira deve ocorrer dois anos após a segunda e a partir disso, em um intervalo que pode ser de até 5 anos.

Entretanto, a alta cobertura de nuvens e a indisponibilidade de imagens para anos específicos (1997, 2001, 2008, 2010, 2013 e 2014) impossibilitaram sua utilização direta. Diante dessa limitação, optou-se pelo uso de imagens dos anos mais próximos aos eventos analisados, as quais estão listadas na Tabela 3.

Tabela 3. Lista das imagens do satélite Landsat, captadas pelos sensores TM e OLI, da Coleção 2, Nível 2, referentes à órbita/ponto 230/062, responsáveis pelo imageamento da área de estudo nos respectivos anos.

Data de aquisição	Sensor	Identificação da Imagem
13/09/1995	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_19950913
02/11/1996	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_19961102
12/10/1998	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_19981210
29/12/1999	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_19991229
13/11/2000	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_20001113
20/08/2004	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_20040820
07/08/2005	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_20050807
29/10/2006	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_20061029
18/08/2009	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_20090818
08/08/2011	L5 TM	LANDSAT/LT05/C02/T1_L2/LT05_230062_20110808
22/10/2015	L8 OLI	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_230062_20151022
30/08/2019	L8 OLI	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_230062_20190830
16/08/2020	L8 OLI	LANDSAT/LC08/C02/T1_L2/LC08_230062_20200816

Fonte: A autora (2025)

5.6.2. Acesso e integração dos dados

O acesso às imagens e integração dos dados ocorreram no *Google Earth Engine*(GEE), utilizando a linguagem de programação *JavaScript*. A plataforma possui recursos de computação de alto desempenho para processar conjuntos de dados espaciais muito grandes, onde a maior parte do catálogo consiste em imagens de sensoriamento remoto de observação da Terra, mas também outros conjuntos de dados ambientais, geofísicos e socioeconômicos (Gorelick *et al.*, 2017).

A partir de codificação na plataforma, foram incluídos os vetores contendo os limites das áreas das UPAs e das 41 parcelas permanentes de monitoramento. Além disso, foram criadas 100 parcelas virtuais em cada UPA, as quais foram distribuídas aleatoriamente, com o intuito de avaliar a dinâmica de recuperação da floresta ao longo de toda extensão da área objeto do manejo, não somente nas parcelas do monitoramento, mas dispondo apenas de informações do SR.

5.6.3. Processamento das imagens e cálculo de índices de vegetação

As imagens de satélite foram submetidas a uma classificação supervisionada utilizando o algoritmo *Random Forest*, para categorizar os pixels com base nos tipos de cobertura do solo. Para isso, foram criadas amostras de treinamento e validação, representadas por pontos em áreas homogêneas, que identificavam as classes de solo, vegetação, água e nuvem.

A alta precisão da classificação supervisionada (Acurácia Geral e *Kappa* superiores a 90%) validou o processo de seleção de pixels homogêneos. Desse modo, as imagens classificadas foram utilizadas como base para o estabelecimento de pontos nos pixels utilizados como "membros finais" para a análise de mistura espectral. Esta análise, permitiu decompor as assinaturas espectrais de pixels mistos em suas frações puras, fornecendo uma lista de membros finais das classes Solo, Vegetação verde (VV) e Nuvem, definidas em cada banda das imagens submetidas ao método. Ao final, foram calculadas as médias dos membros finais em cada banda, exceto para a fração de Vegetação não-fotossinteticamente ativa (VNF), a qual corresponde aos valores indicados por Souza *et al.* 2005 para a Amazônia. Os membros finais estão listados na Tabela 4.

Tabela 4. Membros finais utilizados para decomposição espectral. Os membros finais foram derivados de amostras de membros potenciais em cinco imagens da área de estudo, enquanto o componente VNF* foi adotado de Souza *et al.* 2005.

Bandas	VNF*	Membros finais		
		Solo	VV	Nuvem
B1	0.1514	0.0686	0.0295	1.3188
B2	0.1597	0.1030	0.0480	0.6080
B3	0.1421	0.1225	0.0353	0.7089
B4	0.3053	0.2501	0.2926	0.7131
B5	0.7707	0.3511	0.1328	0.6732
B7	0.1975	0.2344	0.0483	0.4213

Fonte: da autora, 2025.

Para cada imagem utilizada (Tabela 4), foram selecionadas as bandas correspondentes à região do visível (*RGB*), infravermelho próximo (*NIR*) e infravermelho de ondas curtas (*SWIR*). Os membros finais foram utilizados para decompor a assinatura espectral de cada pixel em frações de seus componentes puros, resultando em uma nova imagem, onde cada banda representava a imagem-fração de um dos membros finais.

A partir das imagens-fração, foram calculadas as frações Sombra e a Vegetação verde normalizada (*VVn*), por meio das equações:

$$Sombra = (NPV + VV + Solo + Nuvem) - 1$$

$$VVn = \frac{VV}{100 - Sombra}$$

Todo o procedimento de computo das imagens-fração foi adotado para o cálculo do Índice de Fração por Diferença Normalizada (NDFI), desenvolvido para o mapeamento de danos ao dossel florestal, particularmente aqueles resultantes de atividades como a exploração seletiva de madeira e incêndios florestais (Souza *et al.*, 2005), cuja equação consta na Tabela 5.

Além do NDFI, foram calculados IVs amplamente utilizados para análise de florestas, permitindo o entendimento acerca da saúde e estrutura da vegetação por fornecerem informações complementares (Costa *et al.*, 2023; Gonçalves *et al.*, 2021; Faria *et al.*, 2024). Os índices selecionados foram o Índice de Vegetação por Diferença

Normalizada (NDVI), o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada Verde (GNDVI), o Índice de Vegetação Modificado e Ajustado ao Solo (MSAVI), o Índice de Vegetação Melhorado 2 (EVI2) e o Índice de Vegetação Livre de Aerossóis (AFRI), obtidos através reflectância da banda *NIR*, *SWIR*, e as bandas *R* e *G* que é a energia refletida na região do vermelho e verde do espectro eletromagnético (Tabela 5).

Tabela 5. Índices de Vegetação e suas respectivas equações, utilizadas para o estudo realizado nas Unidades de Produção Anual, no município de Silves.

Sigla	Índice	Equação
NDFI	<i>Normalized Difference Fraction Index</i>	$\frac{VV_n - (VNF + Solo)}{VV_n + VNF + Solo}$
NDVI	<i>Normalized difference vegetation index</i>	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$
GNDVI	<i>Green Normalized Difference Vegetation Index</i>	$\frac{NIR - G}{NIR + G}$
EVI2	<i>Two-Band Enhanced Vegetation Index</i>	$2,5 * \frac{(NIR - R)}{NIR + 2,4 * R + 1}$
MSAVI	<i>Modified Soil-Adjusted Vegetation Index</i>	$\frac{2 * NIR + 1 - \sqrt{((2 * NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - R))}}{2}$
AFRI	<i>Aerosol Free Vegetation Index</i>	$\frac{NIR - 0.5 * SWIR}{NIR + 0.5 * SWIR}$

Após a elaboração das imagens de cada IV, foram aplicadas máscaras de Água e Nuvem, para a sua remoção e evitar interferências na coleta de dados. Ao final, todas as imagens dos IVs foram baixadas e inseridas no *software* QGIS 3.38 para os procedimentos de coleta dados e elaboração de mapas temáticos.

5.6.4. Procedimentos operacionais e coleta de dados

Os vetores das 41 parcelas permanentes e das 100 parcelas virtuais de cada UPA foram utilizados como referencial para coleta de dados relativos aos valores de pixel das imagens dos IVs. Para tal, foram estabelecidos pontos no centro geométrico dos pixels, tendo uma imagem como referência, a fim de possibilitar a extração dos valores de reflectância, conforme o exemplificado na Figura 6. Os dados foram extraídos e exportados em tabelas no *software* Excel.

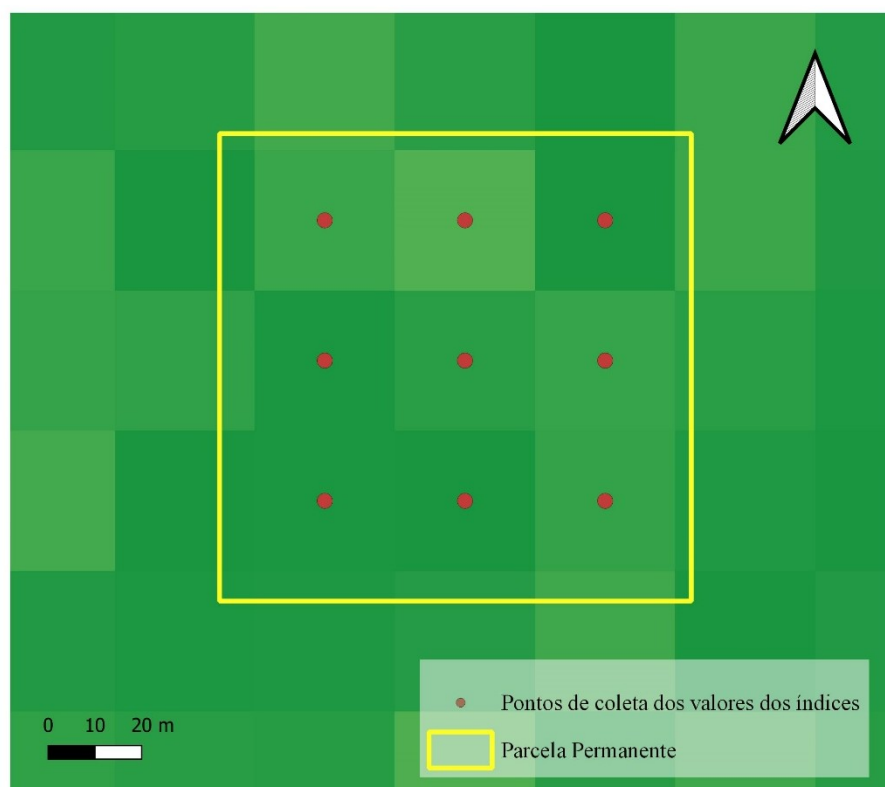


Figura 6. Coleta dos valores de pixel de imagens de índices de vegetação a partir de pontos.
Fonte: A autora (2025).

Os dados referentes às parcelas permanentes foram dispostos de forma a integrar os valores dos IVs com os dados de Inventário Florestal Contínuo (IFC) para a análise da resposta da vegetação nos períodos antes e após a exploração florestal, bem como a avaliação do período de recuperação da floresta. Paralelamente, os dados das parcelas virtuais, que não possuíam dados de IFC, foram organizados em um grupo separado, contendo apenas as informações dos índices ao longo do tempo, para avaliar a dinâmica de recuperação da floresta ao longo de toda extensão da área objeto do manejo. Ao final, a análise estatística foi realizada no ambiente do RStudio 4.2.

5.7. Análise da exploração e recuperação da floresta

5.7.1. Efeitos da exploração florestal nas variáveis de campo

Para identificar se a exploração imprime mudanças estatisticamente significativas na floresta antes, logo após e nos anos subsequentes à exploração florestal,

foram realizadas análises considerando o estoque de Volume - Vol(m³/ha), a Biomassa - B (t/ha), e a Área Basal - G (m²/ha). Inicialmente, os dados foram submetidos a análises prévias para verificar a normalidade e, por meio do pacote “car”, a homogeneidade de variâncias, a partir do Teste de Shapiro-Wilk e Teste de Levene, respectivamente.

Aplicou-se a Análise de Variância (ANOVA) de fator único, a um nível de significância de ($\alpha = 0,05$), para verificar a hipótese alternativa da existência de diferenças estatisticamente significativas em pelo menos uma média das variáveis entre os anos de medição do IFC em cada UPA. O Teste de Tukey HSD (*Honestly Significant Difference*), foi aplicado, a partir do pacote “agricolae”, para as comparações múltiplas de médias, cujos resultados foram significativos ($p < 0,05$), para identificar os pares de anos que apresentavam diferenças/semelhanças estatísticas. Dessa maneira, foi possível avaliar o impacto da exploração nas variáveis do campo e a sua capacidade de recuperação ao longo dos anos, bem como se o processo ocorre de maneira homogênea entre as UPAs.

5.7.2. Análise da variação da intensidade de exploração nas UPAs

Visando identificar se a intensidade da exploração florestal varia de uma UPA para outra, foram avaliadas as variáveis Intensidade da Exploração (IE), Volume Explorado (VolE), Biomassa Explorada - BE (t/ha), Área Basal Explorada - GE (m²/ha) e variáveis relativas ao impacto da intensidade sob a floresta remanescente, sendo elas o Número de árvores danificadas por causa da exploração - D (n/ha) e o Número de árvores mortas por causa da exploração - ME (n/ha). Inicialmente, verificou-se os pressupostos de normalidade e homocedasticidade das variâncias entre as UPAs por meio do Teste de Shapiro-Wilk e Levene, e posteriormente, as variáveis foram submetidas a uma análise comparativa semelhante à descrita no item anterior.

A ANOVA de fator único foi empregada para indicar se existe diferença significativa nas médias das variáveis, desta vez, entre as UPAs B, C e D. O Teste de Tukey HSD foi aplicado para comparar as médias das variáveis que apresentaram diferença ($p < 0,05$), em cada UPA duas a duas, possibilitando analisar quais pares diferem-se entre si.

Ao final, utilizou-se o pacote “ggplot2” e “ggpubr” para elaboração de gráficos para visualização da distribuição dos dados ao longo dos anos. Os grupos

estatisticamente semelhantes foram representados por letras, conforme o ajuste do valor-p.

5.8. Relação entre a exploração florestal e índices de vegetação

Com o objetivo de investigar como a exploração florestal reflete em alterações nos IVs e atestar o seu uso como ferramenta de monitoramento, foram utilizando apenas esses dados para análises pontuais nas parcelas permanentes, onde se tem informações acerca das verdades de campo, além de uma análise espacial em toda a área das UPAs, por meio das parcelas virtuais, para avaliar a presença de padrões de alteração ao longo das áreas.

Baseado nisso, foram realizadas análises de estatística prévias para compreender as características dos dados de todos os índices de vegetação: NDFI, NDVI, AFRI, EVI2, MSAVI e GNDVI. Desse modo, avaliou-se a normalidade por meio do teste de Shapiro-Wilk, o qual indicou a necessidade de abordagens não-paramétricas, pois os métodos de transformação de dados não foram eficientes para normalizá-los.

5.8.1. Análise das parcelas permanentes e parcelas virtuais

Baseado no caráter não-paramétrico, o teste de Friedman foi aplicado tanto para os dados referentes às parcelas permanentes, quanto para as parcelas virtuais, para investigar a hipótese alternativa de que há diferença temporal nos valores dos índices de vegetação para cada UPA.

Este teste trata-se de uma alternativa não-paramétrica à ANOVA que valida estatisticamente as diferenças entre múltiplas observações. Em Friedman, a diferença entre as medianas de grupos é analisada utilizando o valor-p para determinar se é estatisticamente significativa a um nível de significância de 0,05 (α). Desse modo, valores-p $\leq \alpha$ indicam diferenças estatisticamente entre pelo menos uma das medianas dos índices, e igualmente, valores-p $> \alpha$ sugerem que as diferenças não são estatisticamente significativas.

Após identificar diferença estatística, foi realizado o Teste de Dunn de comparações múltiplas para detectar em quais anos observados os valores dos índices são considerados diferentes, o que pode indicar a perturbação no dossel e/ou

recuperação da cobertura florestal. Em função das comparações múltiplas, foi feito o ajuste dos valores-p a partir do método Bonferroni, frequentemente usado para controle de falsos positivos (DINNO, 2015)

Ao final, foram elaborados *Boxplots* da variação dos índices por ano, antes, durante e depois do evento da exploração, para todos os anos do IFC realizado nas parcelas permanentes, e para os demais anos propostos na Tabela 3, separadamente. Ademais, foram preparados gráficos de médias móveis dos valores dos IVs, buscando seguir o calendário proposto, para compreender a dinâmica da floresta na perspectiva do SR em intervalos de tempo menores aos utilizados no IFC.

5.9. Relação entre as variáveis de campo e índices de vegetação

A fim de estabelecer a relação entre as métricas de campo e os parâmetros de SR, a análise inicial focou na correlação e na identificação de multicolinearidade entre as variáveis. Visto que pelo menos uma das variáveis apresentava características não paramétricas, aplicou-se o teste de correlação de Spearman a um nível de significância de 5%. Este teste foi utilizado para medir a força e a direção da associação entre as variáveis florestais e os índices de vegetação separadamente, identificando a tendência entre elas. O teste foi aplicado ao conjunto de dados global e avaliado por meio de um correlograma. Por fim, a multicolinearidade entre variáveis foi verificada utilizando a função `vif()`.

5.9.1. Uso preditivo dos índices de vegetação para estimativas de campo

Visando avaliar a capacidade dos índices de vegetação em prever variáveis de campo, foi utilizado o Modelo Aditivo Generalizado para Localização, Escala e Forma (GAMLSS, do Inglês *Generalized Additive Models for Location, Scale And Shape*) proposta por Rigby e Stasinopoulos (2005).

Os GAMLSS fornecem mais de 100 distribuições para modelar a variável resposta, permitindo responder não só como a média ou mediana (μ) desta variável é influenciada pelas variáveis explicativas, mas também como a variância (σ) e os demais parâmetros de forma (τ e ν) da distribuição da variável aleatória são influenciados por

elas ou por diferentes variáveis explicativas (Rigby e Stasinopoulos, 2005). Os GAMLSS são implementados no RStudio por meio do pacote “gamlss”, elaborado pelos próprios autores.

A escolha da variável resposta se deu, previamente, a partir da matriz de correlação, bem como sua importância para o monitoramento de áreas sob regime de manejo. A seleção da melhor distribuição para explicar a variáveis resposta foi realizada por meio da função “fitDist” presente no pacote, a qual encarrega-se de selecionar automaticamente aquelas que melhor se adequam às características dos dados. Para a seleção da distribuição, considerou-se o *Akaike Information Criterion* (AIC), critério que avalia a qualidade do modelo considerando quão bem o modelo explica os dados.

A estratégia A foi aplicada para a seleção das covariáveis que podem explicar a variação da variável resposta, considerando o universo de IVs. Para tal, utilizou-se o “stepAICAll.A()”, a fim de identificar as combinações de índices e selecionar a melhor com base no AIC, priorizando modelos mais simples e explicativos.

O modelo final foi então construído incluindo a variável resposta, as IVs selecionadas, a família de distribuição mais adequada, e os parâmetros da modelagem de μ (Localização) e escala (σ). O diagnóstico do modelo foi analisado a partir da distribuição de resíduos por meio do *Worm Plot* e testes de significância. Baseado nisso, é possível avaliar influência desses índices na variação das variáveis de campo, buscando estabelecer uma relação robusta para futuras estimativas.

6. RESULTADO E DISCUSSÃO

6.1. Exploração florestal e recuperação da floresta

6.1.1. Intensidade de exploração

A quantificação da intensidade de exploração (IE) e do volume explorado (VolE) em UPAs é crucial para a avaliação da sustentabilidade das práticas de extração seletiva, especialmente no bioma amazônico, onde o MFS e a EIR buscam mitigar os efeitos da remoção de madeira sobre a estrutura e a dinâmica da floresta.

A análise das variáveis de exploração florestal nas UPAs B, C e D revelam resultados cruciais sobre a relação entre a intensidade do manejo e seus efeitos residuais na floresta remanescente. Do total de 41 parcelas permanentes avaliadas, apenas 37 foram submetidas ao processo de exploração, resultando na remoção de 201 árvores de interesse comercial. Nesse cenário, notou-se que 4 parcelas permanentes na UPA C e 1 na UPA D não foram exploradas. No entanto, ao analisar a intensidade, a UPA C ainda apresentou um número de parcelas com baixa exploração (6 parcelas com intensidade ≤ 3 n/ha), enquanto a UPA D registrou apenas 2 parcelas com essa intensidade, e a UPA B, 1 parcela. Isso sugere que a intensidade de exploração na UPA C foi, em média, menor ou mais heterogênea em sua distribuição espacial do que nas UPAs B e D.

A Tabela 6 apresenta valores médios e o desvio padrão para as variáveis Intensidade da Exploração - IE (n/ha), Volume Explorado - VolE (m³/ha), Biomassa Explorada - BE (t/ha), Área Basal Explorada - GE (m²/ha), e o número de árvores danificadas - D e mortas - ME após a exploração (n/ha).

Tabela 6. Valores médios e desvio-padrão das métricas de exploração florestal e de danos residuais por Unidade de Planejamento Anual (UPA B, C e D).

Variável	UPA B	UPA C	UPA D
IE (n/ ha)	7,50 ($\pm 3,5$)	2,23 ($\pm 1,7$)	4,79 ($\pm 2,6$)
VolE (m ³ / ha)	39,87 ($\pm 20,9$)	14,34 ($\pm 13,4$)	28,35 ($\pm 18,9$)
BE (t/ ha)	30,72 ($\pm 16,0$)	10,90 ($\pm 9,9$)	21,70 ($\pm 14,4$)
GE (m ² / ha)	2,68 ($\pm 1,4$)	0,96 ($\pm 0,9$)	1,90 ($\pm 1,3$)
D (n/ ha)	10,43 ($\pm 14,03$)	1,0 ($\pm 1,8$)	1,43 ($\pm 1,09$)
ME (n/ ha)	33,86 ($\pm 9,59$)	34,15 ($\pm 20,18$)	39,71 ($\pm 16,01$)

Nota: Intensidade da Exploração - IE (n/ha), Volume Explorado - VolE (m³/ha), Biomassa Explorada - BE (t/ha), Área Basal Explorada - GE (m²/ha), e o número de árvores danificadas - D e mortas - ME após a exploração (n/ha). Valores entre parênteses representam o desvio-padrão.
Fonte: A autora (2025)

Nota-se que a UPA B foi a que teve maiores valores médios de IE, VolE, BE e GE, seguida da UPA D e UPA C. Isso aponta que a UPA B teve a maior intensidade de intervenção, extraindo uma quantidade maior de madeira e, consequentemente uma redução no estoque de biomassa por hectare. A UPA D, apesar menos intensa que a B, ainda apresentou uma exploração consideravelmente maior que a UPA C.

Quanto as variáveis relativas ao impacto da exploração, retratam que há uma elevada concentração de árvores danificadas na UPA B (10,43n/ha), que na C (1 n/ha) e D (1,43 n/ha). Já as árvores mortas decorrentes desse evento, apresentaram médias semelhantes entre UPAs.

Os resultados da Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey (Tabela 7), demonstram que a intensidade de exploração e o dano residual variaram significativamente entre as UPAs. Para a ANOVA, o valor-p indica que as diferenças entre as médias das variáveis IE, VolE, BE, GE e D são estatisticamente significativas ($p < 0,05$), o que indica que há uma alta probabilidade de que a exploração florestal possa, de fato, ter ocorrido de maneira diferente entre as parcelas permanentes das UPAs.

Tabela 7. Resultados da Análise de Variância (ANOVA) e da comparação múltipla de médias (Teste de Tukey) para as variáveis de exploração e dano residual entre as UPAs B, C e D.

Variável	ANOVA (Valor-p)	Grupos do Teste de Tukey
IE (n/ha)	0,000 ***	B: a, D: b, C: b
VolE (m³/ha)	0,003 ***	B: a, D: ab, C: b
BE (t/ha)	0,003 ***	B: a, D: ab, C: b
GE (m²/ha)	0,003 ***	B: a, D: ab, C: b
D (n/ ha)	0,000 ***	B: a, D: b, C: b
ME (n/ ha)	0,55 ns	Não aplicável

Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$; ns = não significativo ($p > 0,05$). Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Tukey.

Fonte: A autora (2025)

O teste de Tukey demonstra que para as variáveis IE e D, a UPA B é estatisticamente diferente da C e D, que por sua vez não são diferentes. Enquanto para as variáveis VolE, BE e GE, nota-se que as UPAs B e C são diferentes entre si e que a UPA D, compartilha similaridade com ambas, estando em uma posição intermediária.

Os resultados ilustrados na Figura 7, referem-se à variação da intensidade de exploração nas parcelas permanentes em cada UPA, expressa em diferentes métricas da floresta, reforçam que UPA B apresentou exploração de alta intensidade e maior impacto sob a floresta remanescente, enquanto a UPA C teve a menor intensidade e o menor impacto. A UPA D, no entanto, alcançou uma intensidade de exploração próxima à da UPA B, mas conseguiu manter um nível de dano similar ao da UPA C.

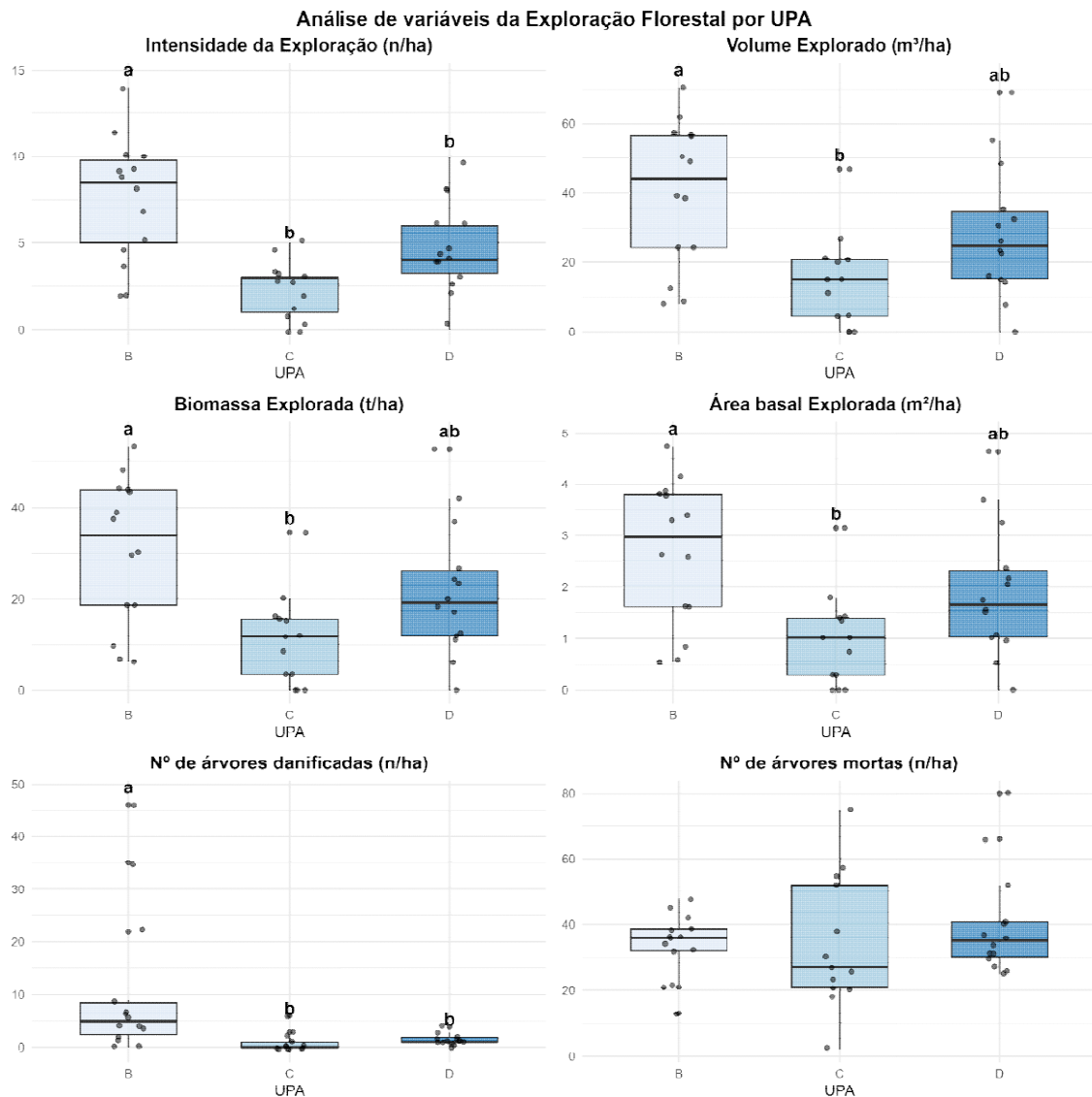


Figura 7. Distribuição de dados da exploração florestal por Unidade de Produção Anual (UPA): Variação da média de diferentes variáveis da exploração e o desvio padrão, representando a variabilidade em cada período.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Tukey.

Fonte: A autora (2025)

A uniformidade e a moderação na intensidade de exploração são características desejáveis para o sucesso do MFS a longo prazo, visando manter a exploração abaixo

do incremento anual da floresta. No entanto, o estudo confirmou a existência de variação na intensidade da exploração entre as UPAs. Essa variação observada sugere uma relação com a distribuição natural de árvores de espécies comerciais, cuja inexistência em certas partes da floresta contribui para essa heterogeneidade no manejo, e também com a menor densidade da floresta, visto que a exploração dessa UPA C foi a que teve menor volume explorado.

6.1.2. Efeitos da exploração florestal nas parcelas permanentes de cada UPA

Embora a intensidade da exploração e seus impactos imediatos tenham variado entre as UPAs B, C e D, a capacidade de recuperação do estoque de Volume - Vol (m^3/ha), Biomassa - B (t/ha) e Área Basal - G (m^2/ha) mostrou-se semelhante entre elas, quando comparadas as primeiras e última medições.

Para a UPA B (Tabela 8) nota-se que as variáveis Vol, B e G apresentam uma queda acentuada, a qual corresponde ao período de exploração. Observa-se que o volume diminuiu de $402,20 \text{ m}^3/\text{ha}$ para $335,06 \text{ m}^3/\text{ha}$, a biomassa de $324,23 \text{ t}/\text{ha}$ para $270,81 \text{ t}/\text{ha}$ e a área basal de $26,99 \text{ m}^2/\text{ha}$ para $22,49 \text{ m}^2/\text{ha}$.

Essa redução observada é esperada, em função da remoção de espécies comerciais com o $\text{DAP} \geq 50 \text{ cm}$. Embora a redução tenha persistido nos anos seguintes, a floresta começou a apresentar indicativos de recuperação do estoque inicial após 2001.

Tabela 8. Dinâmica da estrutura florestal da Unidade de Produção Anual (UPA) B, em floresta explorada no ano de 1996, entre os anos de 1996 e 2019.

Variável	1996	1998	2001	2014	2019
Vol (m^3/ha)			329,80	374,49	
	402,20 ($\pm 46,30$)	335,06 ($\pm 34,37$)	($\pm 39,10$)	($\pm 26,67$)	377,15 ($\pm 29,49$)
			266,57	303,56	
B (t/ha)	324,23 ($\pm 36,01$)	270,81 ($\pm 27,09$)	($\pm 30,92$)	($\pm 21,08$)	305,45 ($\pm 22,62$)
G (m^2/ha)	26,99 ($\pm 3,11$)	22,49 ($\pm 2,31$)	22,14 ($\pm 2,62$)	25,13 ($\pm 1,79$)	25,31 ($\pm 1,98$)

Nota: Estoque de Volume - Vol (m^3/ha), Biomassa - B (t/ha), Área Basal - G (m^2/ha). Valores entre parênteses representam o desvio-padrão.

Fonte: A autora (2025).

Esse padrão de alteração é observado mediante a ANOVA (Tabela 9), a qual reconhece as diferenças presentes entre os anos observados nas variáveis analisadas. Do mesmo modo, a recuperação é identificada pelo teste de Tukey, onde é possível

observar que o estoque de Vol, B e G da floresta em 2014 não apresentam diferença estatística à floresta antes da exploração.

Tabela 9. Resultados do Teste de Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey para as variáveis da estrutura florestal em diferentes anos, após a exploração da UPA B.

Variável	F_stat	ANOVA (Valor-p)	Grupos do Teste de Tukey
Vol (m³/ha)	10,2	0,00 ***	1996: a, 2019: a, 2014: a, 1998: b, 2001: b
B (t/ha)	10,77	0,00 ***	1996: a, 2019: a, 2014: a, 1998: b, 2001: b
G (m²/ha)	10,19	0,00 ***	1996: a, 2019: a, 2014: ab, 1998: bc, 2001: c

Nota: ***p < 0,001; **p < 0,01; *p < 0,05; ns = não significativo (p > 0,05). Letras distintas indicam diferenças significativas (p<0,05) para Teste de Tukey.

Fonte: A autora (2025).

Na UPA C (Tabela 10), foram identificados os mesmos padrões observados na UPA B, que correspondem à queda inicial e posterior retomada dos estoques para as variáveis volume, biomassa e área basal.

Tabela 10. Dinâmica da estrutura florestal da Unidade de Produção Anual (UPA) C, em floresta explorada no ano de 1997, entre os anos de 1997 e 2019.

Variável	1997	2001	2014	2020
Vol (m³/ha)	373,50 (±47,80)	333,90 (±43,60)	348,90 (±36,60)	374,20 (±36,80)
B (t/ha)	303,20 (±36,70)	271,50 (±34,08)	284,35 (±28,08)	304,36 (±27,95)
G (m²/ha)	25,07 (±3,21)	22,41 (±2,93)	23,41 (±2,46)	25,12 (±2,47)

Fonte: A autora (2025).

O resultado da ANOVA para este conjunto de dados detectou diferenças pouco significativas entre Vol(p=0,042*), B(p=0,032*), e G(p=0,043*), nos anos analisados (Tabela 11), mas o teste Tukey não identificou essa diferença. Isso indica que, embora haja a exploração florestal em 1997, entre os anos, essa diferença não foi expressiva o suficiente para ser detectada em comparações entre pares de anos pelo teste Tukey, o qual mostra-se mais conservador.

Tabela 11. Resultados do Teste de Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey para as variáveis da estrutura florestal em diferentes anos, após a exploração da UPA C.

Variável	F_stat	ANOVA (Valor-p)	Grupos do Teste de Tukey
Vol (m³/ha)	2,94	0,042 *	2020: a, 1997: a, 2014: a, 2001: a

B (t/ha)	3,2	0,032 *	2020: a, 1997: a, 2014: a, 2001: a
G (m²/ha)	2,94	0,043 *	2020: a, 1997: a, 2014: a, 2001: a

Nota: ***p < 0,001; **p < 0,01; *p < 0,05; ns = não significativo (p > 0,05). Letras distintas indicam diferenças significativas (p < 0,05) para Teste de Tukey.

Fonte: A autora (2025).

Na UPA D (Tabela 12), o Vol reduziu de 415,50 m³/ha em 1998 para 354,83 m³/ha em 2001, a B passou de 332,9 t/ha para 284,54 t/ha, e a G foi de 27,89 m²/ha para 23,82m²/ha para os mesmos anos. A partir da segunda observação após a exploração florestal, nota-se que a floresta está se recuperando de forma contínua, assumindo um Vol de, aproximadamente, 388,67m³/ha, B de 312,90 t/ha, e G de 26,09 m²/ha em 2019, valores muito próximos ao observado em 1998.

Tabela 12. Dinâmica da estrutura florestal da Unidade de Produção Anual (UPA) D, em floresta explorada no ano de 1998, entre os anos de 1998 e 2019.

Variável	1998	2001	2014	2019
Vol (m³/ha)	415,50 (±31,66)	354,83 (±35,67)	382,19 (±31,18)	388,67 (±27,73)
B (t/ha)	332,39 (±23,72)	284,54 (±27,60)	307,14 (±23,66)	312,90 (±21,09)
G (m²/ha)	27,89 (±2,12)	23,82 (±2,40)	25,65 (±2,10)	26,09 (±1,86)

Fonte: A autora (2025).

Conforme demonstrado pela análise de ANOVA e pelo teste de Tukey (Tabela 13), as alterações decorrentes da exploração foram estatisticamente significativas. As similaridades estatísticas entre os valores de 1998 e 2019, por sua vez, evidenciam que os estoques das variáveis estudadas não apenas se recuperaram, mas retornaram a um estado equivalente ao inicial.

Tabela 13. Resultados do Teste de Análise de Variância (ANOVA) e do Teste de Tukey para as variáveis da estrutura florestal em diferentes anos, após a exploração da UPA D.

Variável	F stat	ANOVA (Valor-p)	Grupos do Teste de Tukey
Vol (m³/ha)	8,65	0,000 ***	1998: a, 2019: ab, 2014: bc, 2001: c
B (t/ha)	9,32	0,000 ***	1998: a, 2019: ab, 2014: bc, 2001: c
G (m²/ha)	8,65	0,000 ***	1998: a, 2019: ab, 2014: bc, 2001: c

Nota: ***p < 0,001; **p < 0,01; *p < 0,05; ns = não significativo (p > 0,05).

Fonte: A autora (2025).

Estes valores referentes aos estoques da floresta são consistentes com as estimativas de Souza (2014) para a mesma área e período até 2014. Os resultados reforçam que, apesar de terem sido submetidas a intensidades de exploração distintas, as UPAs demonstraram uma capacidade de recuperação semelhante. As análises estatísticas indicaram que os estoques de Volume (Vol), Biomassa (B) e Área Basal (G) atingiram níveis estatisticamente semelhantes aos registrados antes de qualquer intervenção, a partir de 18 anos após a exploração na UPA B e 20 anos na UPA D. É importante notar, contudo, que esta similaridade estatística de médias não implica, necessariamente, que a floresta esteja apta para o segundo ciclo de corte, uma vez que a definição do ciclo envolve outros critérios estruturais e populacionais não explorados neste estudo. Estes resultados sugerem que a floresta está em processo de retorno a uma condição próxima ao seu estado original.

Nesse contexto, os dados analisados mostram-se essenciais para entender a dinâmica da floresta manejada a longo prazo. Eles permitem não apenas quantificar a exploração de madeira e seus impactos imediatos, mas também monitorar o sucesso das estratégias de manejo na conservação da floresta remanescente.

6.2. Influência da exploração florestal sobre os índices de vegetação

6.2.1. Análises das parcelas permanentes

O manejo florestal preconizado para a produção sustentável de madeira na Amazônia Brasileira é baseado na remoção de um baixo número de árvores de espécies de alto valor por hectare (4-8 árv/ha) e na regeneração natural da floresta por um período geralmente de 25 a 30 anos (ciclo de corte), gerando danos ao dossel que são difíceis de distinguir da floresta intacta. Nesse cenário, buscou-se avaliar de que forma os efeitos da exploração florestal e da recuperação da floresta influem sobre os índices de vegetação nas parcelas permanentes de cada UPA, partindo inicialmente, dos pressupostos de normalidade. O teste de Shapiro-Wilk revela, através dos valores de p, que a maioria do conjunto dos IVs por UPA não seguem uma distribuição normal (Tabela 14).

Tabela 14. Resultados do teste de Shapiro-Wilk para as parcelas permanentes das Unidades de Produção Anual B, C e D.

Índice	UPA	Valor-p
AFRI	B	***
	C	***
	D	***
EVI2	B	**
	C	***
	D	***
MSAVI	B	***
	C	***
	D	***
NDFI	B	***
	C	***
	D	***
NDVI	B	***
	C	***
	D	***
GNDVI	B	ns
	C	***
	D	**

Nota: ***p < 0.001; **p < 0.01; *p < 0.05; ns = não significativo (p > 0.05).

Fonte: A autora (2025)

Desse modo, como pelo menos um dos índices assume características não-paramétricas, as análises seguiram o uso do teste de Friedman. Este teste compara os valores pareados dos IVs para verificar a existência de diferenças entre pelo menos um dos anos analisados para as três UPAs (Tabela 15). Baseado nisso, os resultados do teste indicam, através dos valor-p, a ocorrência de diferenças estatisticamente significativas entre os anos analisados, o que pode indicar a ocorrência de algum distúrbio.

Tabela 15. Resultados do teste de Friedman para parcelas permanentes das Unidades de Produção Anual B, C e D, onde o valor-p indica o grau de significância das análises.

Índices	UPA	Nº de Parcelas	Anos Analisados	Valor-p
AFRI	B	14	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	13	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	14	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
EVI2	B	14	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	13	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	14	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
MSAVI	B	14	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	13	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	14	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
NDFI	B	14	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***

	C	13	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	D	14	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	B	14	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
NDVI	C	13	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	14	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	B	14	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
GNDVI	C	13	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	14	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***

Nota: *** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; ns = não significativo ($p > 0.05$).

Fonte: A autora (2025)

O teste de Dunn-Bonferroni permitiu identificar exatamente os contrastes significativos entre pares de anos, para cada UPA, individualmente, demonstrando a ocorrência de alterações significativa nos índices de vegetação e a trajetória de sua recuperação ao longo do tempo.

Os resultados do teste para a UPA B (Figura 8) demonstram que entre os anos de 1995 e 1996 há uma queda acentuada dos valores dos IV, verificando-se que há diferença significativa entre os anos. Essa diminuição na resposta espectral é uma consequência direta da perturbação estrutural causada pela atividade madeireira (Edwards *et al.*, 2014; Tallei *et al.*, 2023).

Os IVs captam os efeitos da exploração florestal em 1998, indicando que a floresta ainda estava em processo de alteração devido aos impactos. Além de alterações na cobertura do dossel, uma possível razão para essa persistência está ligada à decomposição da biomassa residual, um efeito que pode durar vários anos, conforme descrito por Asner *et al.* (2004). Essa persistência nos valores dos IVs não reflete apenas a remoção das árvores, mas também as mudanças em processos ecológicos, como a decomposição e a regeneração da vegetação.

Por outro lado, Stone e Lefebvre (1998), Souza *et al.* (2000) e Souza *et al.* (2005) sugerem que, para o sensoriamento remoto, os danos causados pela exploração madeireira tendem a “desaparecer” em três anos ou menos, o que torna a detecção de florestas exploradas por técnicas de sensoriamento remoto, um desafio a longo prazo.

Para os anos de 2001, 2014 e 2019, a análise captou a dinâmica de recuperação após o impacto da exploração (1995 como referência pré-exploração), embora de formas diferentes. Para AFRI, EVI2, MSAVI e NDFI, houve um retorno aos valores espectrais semelhantes aos do período anterior à exploração. Essa similaridade de resposta espectral é capturada pelos índices e deve ser analisada em correlação com as variáveis de campo ao longo do tempo.

Quanto ao NDVI e GNDVI, a recuperação sugere uma dinâmica de contínua mudança, pois cada período de análise se tornou um novo grupo estatisticamente diferente, com valores superiores a 1995. Isso pode estar relacionado à saturação dos índices, em especial o NDVI. Em áreas de alta biomassa, como florestas densas, a saturação dificulta a percepção de diferenças na densidade e na saúde da vegetação, tornando o índice pouco sensível à detecção de mudanças após uma determinada fase de crescimento (Asrar et al., 1984; Huete et al., 2002; Zanotta et al., 2019; Da Silva et al., 2024).

Comparando as respostas dos IVs à exploração e à recuperação na UPA B, o NDFI se destacou. Os valores do NDFI indicam uma trajetória de recuperação da estrutura do dossel que traduzem o observado nos dados de campo, pois o ano de 1995 e o último ano de medição, 2019, compartilham o mesmo grupo estatístico ("letra a"). Isso significa que, estatisticamente, o NDFI não detecta diferença significativa entre as condições espectrais da floresta no início do estudo e no final, sendo o único índice a indicar que os valores espectrais retornaram a um estado similar ao original após o período de perturbação.

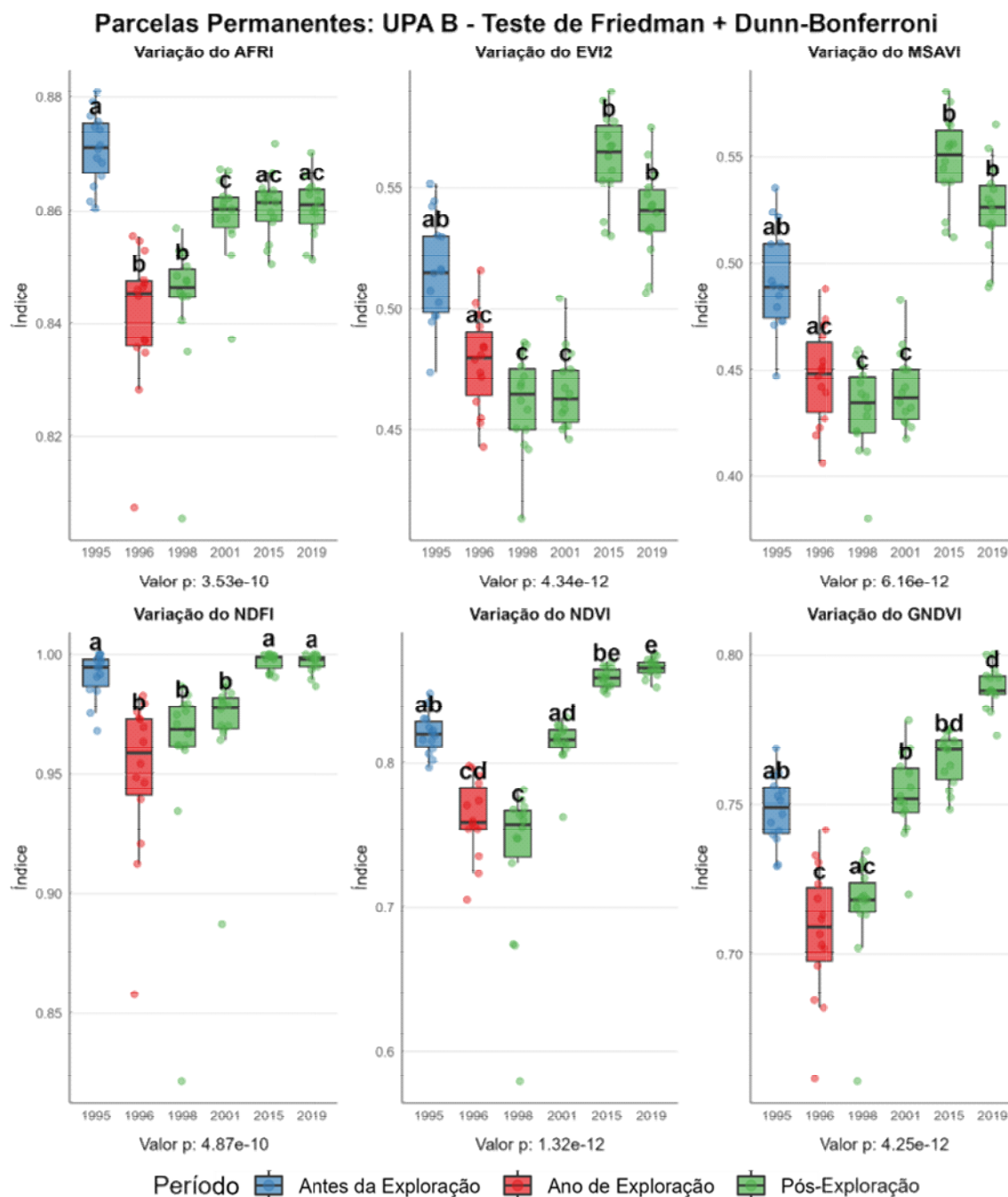


Figura 8. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas permanentes da UPA B, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Boxplots representam a mediana e quartis. Pontos são valores observados. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

Para a UPA C, não foi possível acessar imagens de 1997 (Ano de exploração), adequadas para processamento e análises dos IVs. Desse modo, utilizou-se a imagem mais próxima ao início da exploração florestal, a qual corresponde ao ano de 1998. Esse

período de um ano é suficiente para que a floresta comece a recuperar, mascarando parte do dano original.

Apesar disso, nota-se na Figura 9 que todos os IVs analisados apresentam redução nítida dos valores médios no período de 1998 (“1 Ano após a Exploração”) em comparação com o período de 1995 (“Antes da Exploração”). Esta queda é estatisticamente significativa para a maioria dos índices, conforme indicado pelo teste de Dunn-Bonferroni. Embora seja percebida por todos os IV, a magnitude da queda em 1998, varia de acordo com a sua formulação e informação espectral projetada.

O AFRI e o NDFI exibiram um padrão de comportamento semelhante. Para o AFRI nota-se que em 1995 (grupo “a”) difere estatisticamente do impacto imediato em 1998 (grupo “b”) e dos anos de recuperação mais recentes 2015 e 2020 (grupo “ac” e “a”). O ano de 1998 (“b”) é distinto, sugerindo que o impacto inicial da exploração foi detectável e estatisticamente diferente do estado pré-exploração. A sobreposição entre de 1998 e 2001 (“bc”), sugere que a recuperação estava em curso desde 2001 e se estabilizou estatisticamente nos anos finais, 2015 (“ac”) e 2020 (“a”), quando os valores do IV passam a não ter diferença significativa com a floresta antes da exploração.

Da mesma forma, o NDFI, mostra que os valores do índice em 1995 (grupo “a”) são estatisticamente diferentes do ano de 1998 (grupo “b”). Isso demonstra que este índice foi sensível para detectar o distúrbio na estrutura do dossel causado pelos danos da exploração seletiva, mesmo um ano após a exploração. Ainda em 2001 essa diferença é percebida, e a partir de 2015 os valores do NDFI passam a não ter diferença estatística entre si e entre a floresta pré-exploração.

Seguindo esse padrão de análise, observa-se que o EVI2 e MSAVI, apresentam resultados semelhantes entre si, onde não foram detectadas diferença estatística entre a floresta antes da exploração e ela após o evento, o que pode indicar que, para esses índices, a variação espectral causada pela exploração foi sutil. Nas observações para o ano de 2015, verifica-se que há uma diferença entre todos os grupos, com valores de IV superiores aos valores da floresta antes de qualquer intervenção. Apesar disso, a sobreposição entre deste grupo com o grupo do ano de 2020 sugere uma estabilização.

Quanto ao NDVI e o GNDVI, é possível notar nos gráficos que não há diferença estatística robusta no vigor da vegetação entre 1995 e 1998, logo após a exploração. Em ambos os índices, verifica-se um crescimento gradativo ao longo do tempo, com 2020 (grupo “d”), indicando o estágio mais avançado de recuperação. Nota-se ainda que, para ambos os IVs, o ano de 2001 compartilha a mesma letra com o ano de 2015 (“c”), que

por sua vez, compartilha a letra “d” com o observado em 2020, confirmando que a recuperação para o NDVI e GNDVI foi gradativa e que, nos anos finais, atingiu valores superior aos estágios iniciais de 1995, 1998 e 2001.

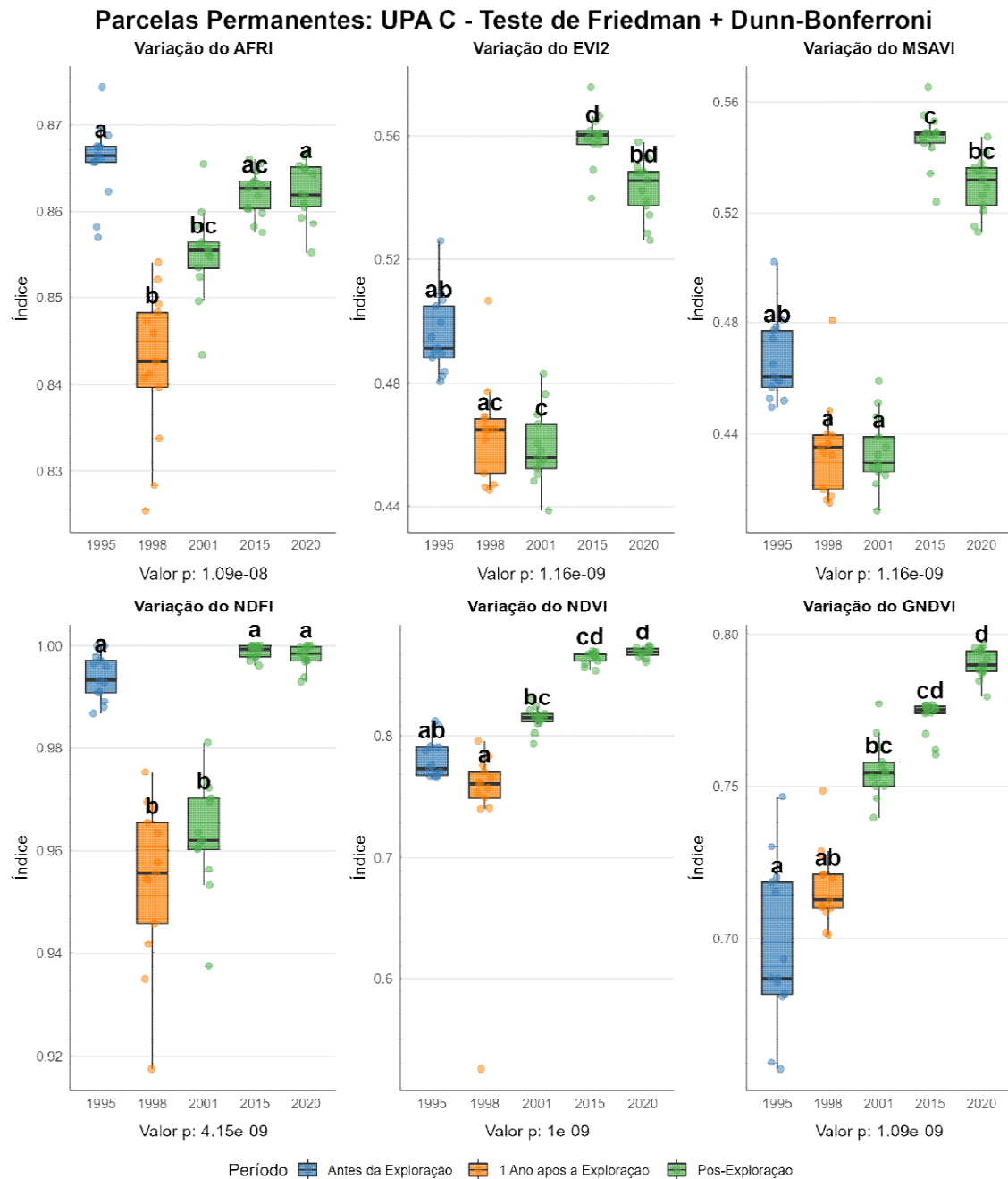


Figura 9. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas permanentes UPA C, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Boxplots representam a mediana, quartile intervalos interquartílicos. Pontos são valores observados. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025).

Para a UPA D, os resultados apresentam o mesmo padrão de queda entre a floresta antes da exploração e depois do evento, observados também nas UPAs B e C (Figura 10). Em todos os IVs, o evento da exploração reflete uma alteração significativa que resulta em novos grupos, diferentes estatisticamente de 1995.

As respostas dos IVs às modificações da floresta, particularmente na janela de tempo logo após o impacto inicial, são cruciais para avaliar a resiliência da UPA D, que demonstrou uma trajetória de recuperação semelhante às demais áreas. A recuperação é visível em todos os gráficos, com os valores dos índices aumentando progressivamente nos anos de 2001, 2015 e 2019. Essa trajetória é um processo natural e gradual, impulsionado pela regeneração da biomassa e pelo fechamento do dossel, o qual pode levar décadas para se completar (Poorter *et al.*, 2021).

Ao comparar o estado final com a condição inicial (1995), a análise espectral final revela diferentes comportamentos entre os índices. Para o AFRI, EVI2, MSAVI e NDFI, observa-se que os valores em 2019 não apresentam diferença estatística em relação aos de 1995, sugerindo que a resposta espectral da floresta retornou a um nível de similaridade com o estado pré-perturbação. Enquanto isso, para o NDVI e GNDVI, os valores de 2019 superaram estatisticamente os de 1995, um comportamento também observado nas UPAs B e C.

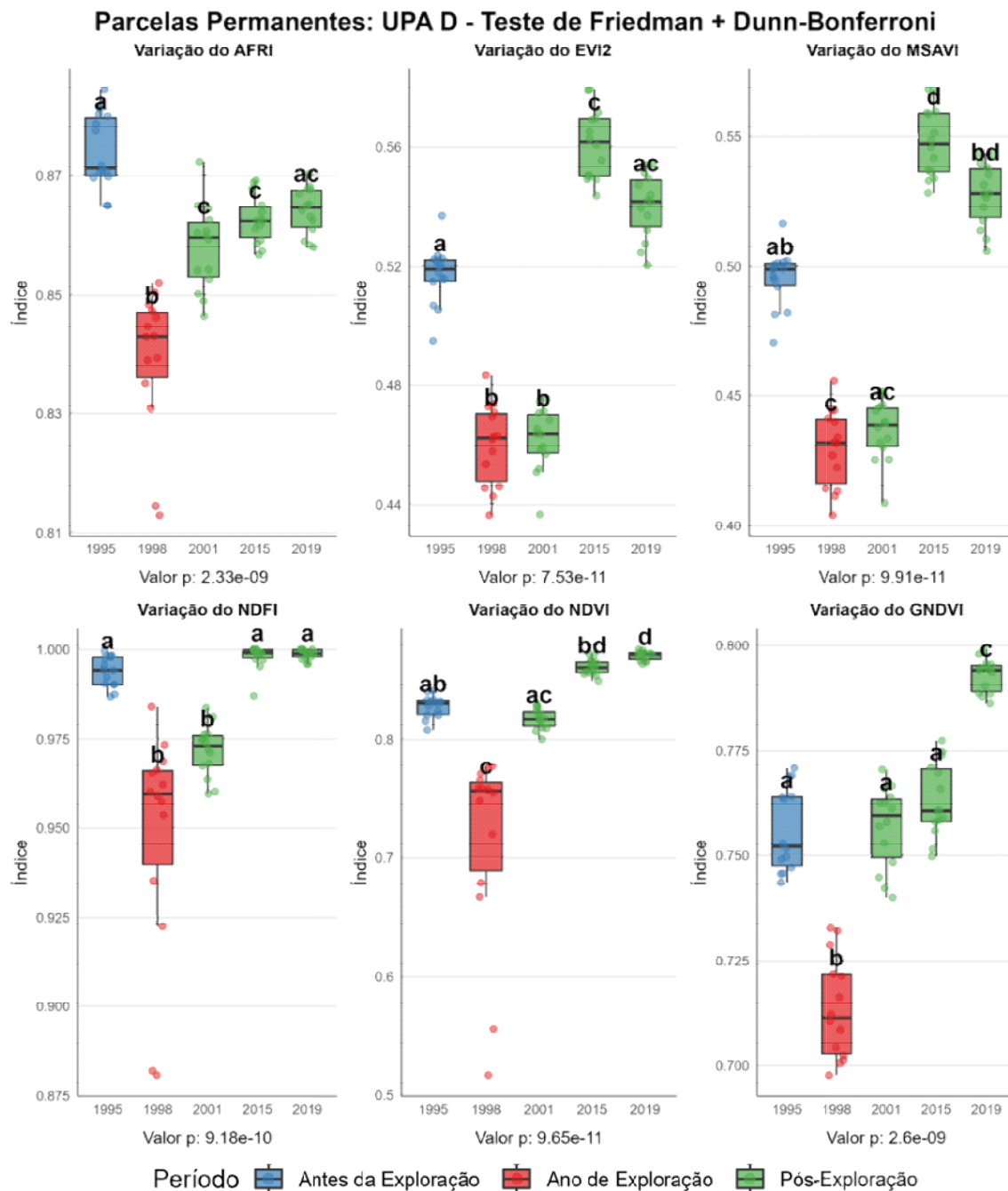


Figura 10. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas permanentes UPA D, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Boxplots representam a mediana, quartile intervalos interquartílicos. Pontos são valores observados. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

Os resultados demonstram que todos os IVs foram capazes de detectar a exploração nas três Unidades de Produção Anual. Contudo, o AFRI e o NDFI foram os que traduziram de forma mais adequada os padrões observados nos dados de campo.

A importância do NDFI é indicada por Monteiro et al. (2011) e Monteiro e Souza Jr. (2012), os quais apontam a utilidade do índice na avaliação da qualidade da exploração florestal. Segundo esses autores, valores médios de $\text{NDFI} \leq 0,84$ estão associados às ações predatórias, enquanto valores $\geq 0,90$ refletem uma exploração de com baixo impacto. Ao analisar as três UPAs, os valores médios de NDFI se mantiveram acima de 0,90, mesmo na UPA B, que apresentou a maior intensidade de exploração. Isso sugere a efetiva adoção de técnicas de Manejo Florestal Sustentável na área estudada.

Embora seja de baixo impacto, a extração seletiva inevitavelmente causa a abertura do dossel, o que leva à exposição de detritos lenhosos e solo, conforme confirmado por Moretti et al. (2020) e Tallei et al. (2023). É importante ressaltar, no entanto, que as características locais de cada sítio podem influenciar as leituras dos IVs, apresentando variações que não estão diretamente ligadas à exploração.

Essa sensibilidade espectral dos IVs mostra-se relevante para monitorar a resiliência da floresta. O padrão de retomada observado nos índices, caracterizado pela queda acentuada logo após a exploração, seguida pelo aumento progressivo dos valores (nos anos de 2001, 2015 e 2019/2020), sugere a capacidade de regeneração da floresta após exploração (Francez *et al.*, 2013; Addo-Fordjour *et al.*, 2022). Esse aumento nos valores dos IVs reflete um processo natural e gradual, impulsionado pela regeneração da biomassa e pelo fechamento do dossel, que pode levar décadas para se completar (Poorter *et al.*, 2021). Estudos recentes de Sensoriamento Remoto (SR) têm corroborado essa capacidade, demonstrando que florestas submetidas à extração seletiva podem recuperar seus estoques de biomassa e estrutura do dossel, impulsionadas principalmente pela expansão lateral das copas e pelo crescimento vertical de espécies pioneiras (Winstanley *et al.*, 2024).

Embora a detecção do MFS por SR seja frequentemente associado à identificação de infraestruturas (De Wasseige e Defourny, 2004; Gouveia, 2023), os resultados demonstram que a exploração seletiva é captada pelos IVs. Essa sensibilidade os torna ferramentas eficazes para a detecção de distúrbios, confirmando a importância do SR para o monitoramento de florestas (Sellers, 1985; Pinagé e Matricardi, 2015; de Faria et al., 2024; Oliveira et al., 2025).

Assim, a análise detalhada da resposta dos índices permite monitorar a trajetória de recuperação, fornecendo dados essenciais para o MFS e a conservação da biodiversidade. Para elucidar o papel das características locais, sugere-se, como

hipótese para trabalhos futuros, o controle da intensidade de exploração em diferentes sítios, a fim de avaliar com maior precisão a influência deste fator nos índices de sensoriamento remoto.

6.2.2. Análise das parcelas virtuais

Após analisar o comportamento das variáveis de campo e a resposta dos IVs à elas, o uso de parcelas virtuais foi introduzido para avaliar a extensão espacial das observações registradas nas parcelas permanentes. O propósito foi determinar se os padrões se replicam em toda a área, considerando que as parcelas virtuais não possuem dados de campo/verdades de campo, baseando-se apenas nas informações dos índices.

Testou-se a normalidade do conjunto de dados por meio do teste de Shapiro-Wilk, o qual indica através dos valores-p, que o conjunto de dados não seguem uma distribuição normal (Tabela 16).

Tabela 16. Resultados do teste de Shapiro-Wilk para as parcelas virtuais das Unidades de Produção Anual B, C e D.

Índice	UPA	Valor-p
AFRI	B	***
	C	***
	D	***
EVI2	B	***
	C	***
	D	***
MSAVI	B	***
	C	***
	D	***
NDFI	B	***
	C	***
	D	***
NDVI	B	***
	C	***
	D	***
GNDVI	B	***
	C	***
	D	***

Nota: ***p < 0,001; **p < 0,01; *p < 0,05; ns = não significativo (p > 0,05).

Fonte: A autora (2025)

De forma semelhante ao observado nas parcelas permanentes, o teste de Friedman, aplicado aos valores dos IVs nas parcelas virtuais entre os anos de IFC, indicou a existência de diferenças significativas em pelo menos um dos anos analisados para as três UPAs (Tabela 17). O valor- $p < 0,001$ do teste confirma a diferença significativa entre os anos, sustentando a interpretação de que houve um distúrbio nas áreas nesse período.

Tabela 17. Resultados do teste de Friedman para parcelas virtuais das Unidades de Produção Anual B, C e D, onde o valor-p indica o grau de significância das análises.

Índices	UPA	Nº de Parcelas	Anos Analisados	Valor-p
AFRI	B	100	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
EVI2	B	100	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
MSAVI	B	100	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
NDFI	B	100	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
NDVI	B	100	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***
GNDVI	B	100	1995, 1996, 1998, 2001, 2015, 2019	***
	C	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2020	***
	D	100	1995, 1998, 2001, 2015, 2019	***

Nota: *** $p < 0,001$; ** $p < 0,01$; * $p < 0,05$; ns = não significativo ($p > 0,05$).

Fonte: A autora (2025)

Nas Figura 11, Figura 12e Figura 13constam os gráficos de *boxplot* que ilustram a variação estatística do AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI em diferentes momentos em cada UPA. Esta análise considera que os dados provêm de parcelas virtuais estabelecidas aleatoriamente, o que nos permite inferir sobre a variabilidade espacial dentro de cada UPA.

Em todas as UPAs, observa-se que no ano da exploração (UPA B e D) e no ano subsequente (UPA C) há um padrão de queda imediata e estatisticamente significativa dos valores dos IVs em relação à condição pré-exploração. Esta diferença estatística é

fundamental, pois marca a janela temporal em que o impacto do manejo se distingue de forma mais clara do estado original da floresta.

Após a queda inicial, os valores medianos e a dispersão dos dados voltam a subir em todas as UPAs, indicando o início da regeneração da floresta. Os anos subsequentes (2001, 2015, 2019/2020) mostram uma estabilização desses valores, o que confirma a resiliência do ecossistema sob MFS. Apesar da recuperação aparente dos valores, as letras de significância do Teste de Dunn-Bonferroni indicam que, nos últimos anos de coleta de dados, os valores dos IVs ainda são estatisticamente diferentes, ou compartilham parcialmente a mesma letra em relação ao ano pré-exploração.

Na UPA B (Figura 11), observa-se que em 2019, todos os índices de vegetação alcançaram valores estatisticamente diferentes ao ano de 1995.

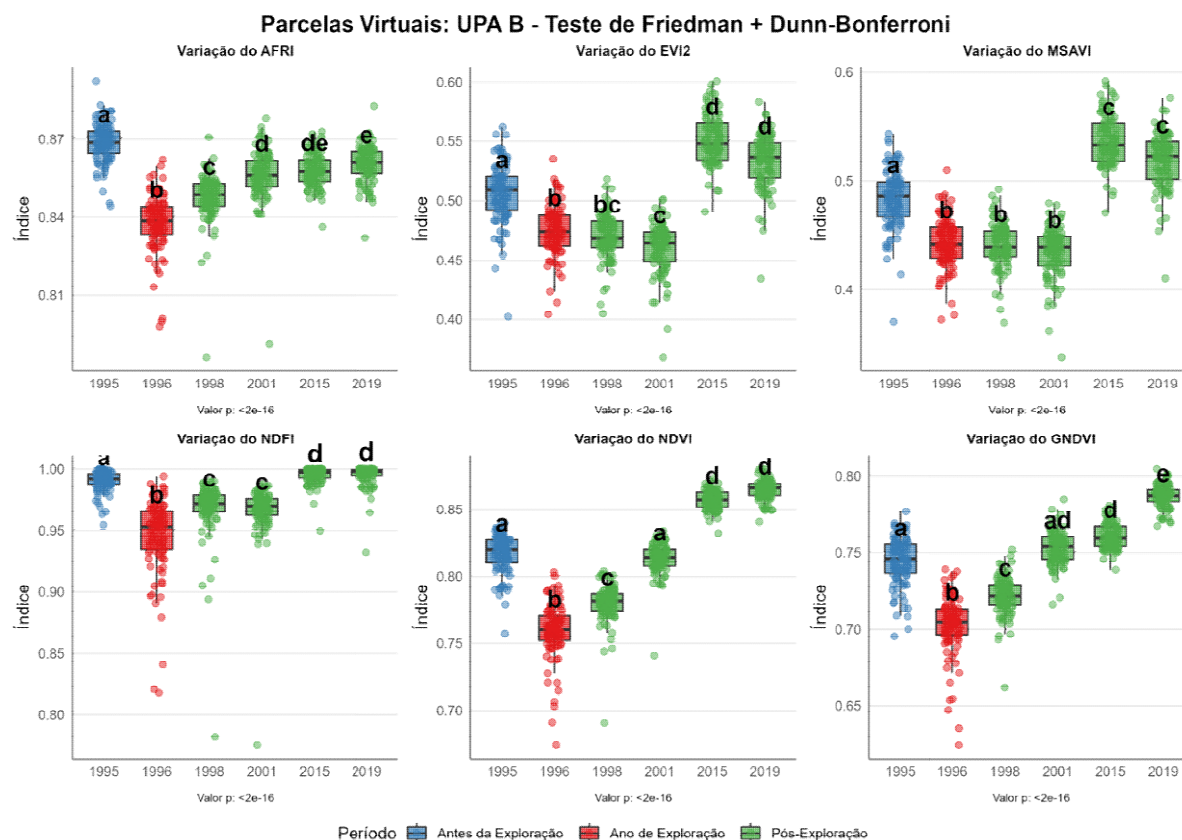


Figura 11. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas virtuais da UPA B, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Boxplots representam a mediana, quartise intervalos interquartílicos. Pontos são valores observados. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós-Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

De modo similar, a diferença estatística persiste em quase todos os IVs na UPA C, exceto para o NDFI (Figura 12), que compartilha parcialmente a mesma letra em relação ao ano pré-exploração.

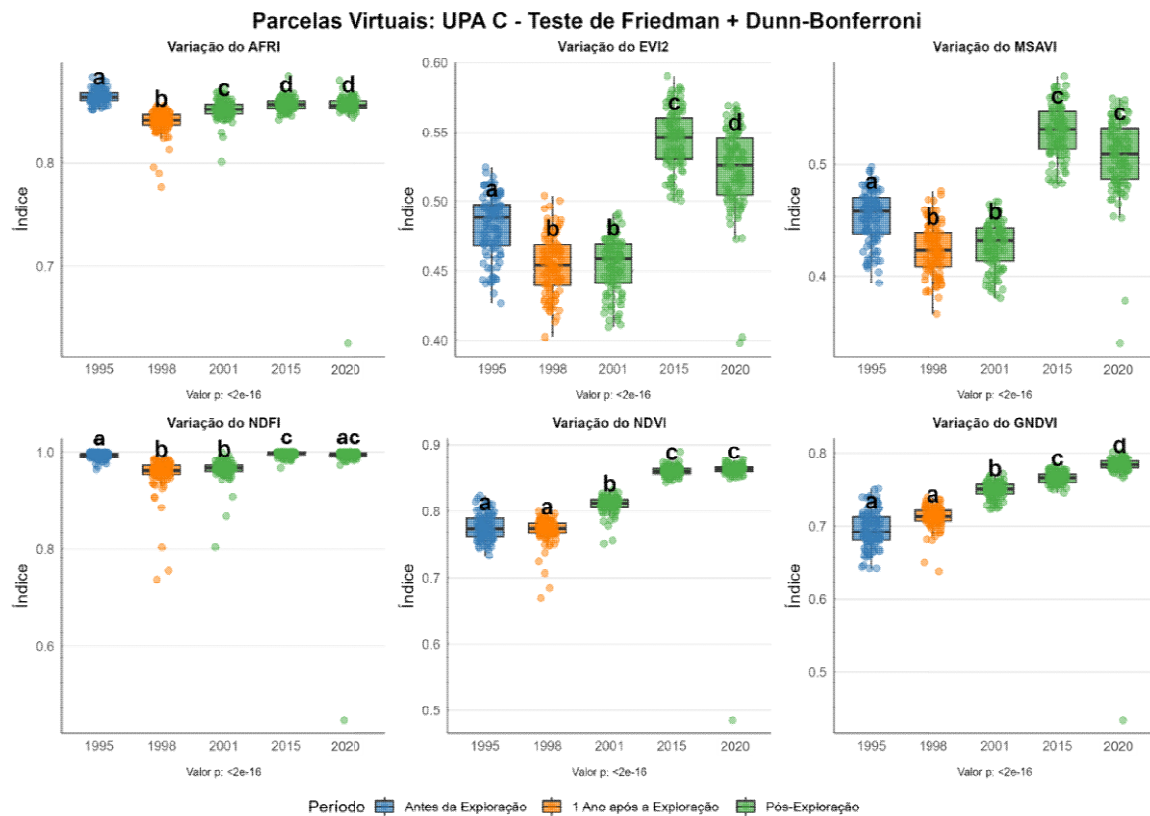


Figura 12. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas virtuais da UPA C, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Boxplots representam a mediana, quartise intervalos interquartílicos. Pontos são valores observados. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

Na UPA D o padrão se repete, indicando que, estatisticamente, o estado da floresta, em termos de características espectrais, ainda não retornou totalmente ao seu estado de referência pré-manejo (Figura 13).

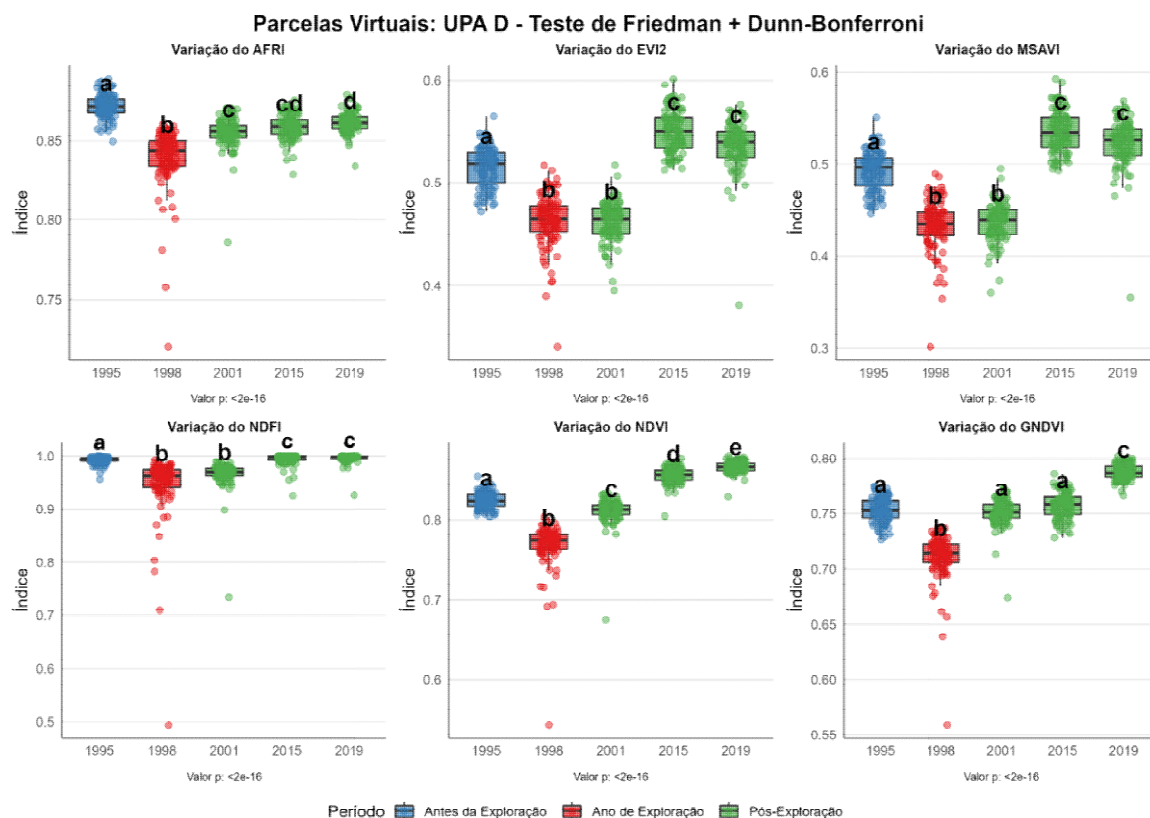


Figura 13. Distribuição dos índices de vegetação AFRI, EVI2, MSAVI, NDFI, NDVI e GNDVI por ano nas parcelas virtuais da UPA D, para os anos de observações realizadas por meio do Inventário Florestal Contínuo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Boxplots representam a mediana, quartis e intervalos interquartílicos. Pontos são valores observados. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós-Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

A diferença estatística persistente entre as condições atuais e pré-exploração, observada mesmo após 20 anos de recuperação, é um resultado evidente da análise espacial com parcelas virtuais. No entanto, essa divergência não invalida o uso do SR. Os resultados gráficos confirmam a utilidade do SR para a detecção e o monitoramento da exploração florestal seletiva, visto que o método capta claramente os eventos de queda estatisticamente significativa seguida por uma retomada gradual de valores, sendo o AFRI e o NDFI, os indicadores mais estáveis para monitorar essa trajetória de baixo impacto (Monteiro et al., 2011; Pinagé e Matricardi, 2015).

6.2.3. Análise das médias móveis dos índices de vegetação ao longo do tempo

Considerando que a análise dos IVs nas parcelas permanentes acompanhou os resultados dos dados de campo, a análise das médias móveis foi estendida a este conjunto de dados. Esta análise, ilustrada na Figura 14, Figura 15 e Figura 16, buscou seguir um calendário de medições mais detalhado do que o realizado no IFC conforme sugerido por Silva et al. (2005). O objetivo foi capturar com maior precisão a trajetória da recuperação da floresta sob a perspectiva do SR em regime de MFS.

Para a UPA B, todos os índices apresentaram uma queda visível no ano da exploração (1996), como demonstrado na Figura 14. Esta queda imediata é o sinal do impacto da exploração florestal. Comparando os IVs, o NDVI e o GNDVI mostraram-se mais sensíveis à alteração da cobertura (Bayma et al., 2015). Na janela de tempo logo após a exploração (entre 1996 e 1999), estes IVs demonstram uma recuperação acentuada. Nos últimos anos observados, os valores superam os níveis pré-exploração, sinalizando uma forte resposta espectral do dossel. A partir de 1999, os índices passam a se estabilizar, e a estabilidade a longo prazo sugere que a floresta alcançou o equilíbrio espectral após o distúrbio.

Em contrapartida, o EVI2 e o MSAVI apresentaram uma recuperação mais lenta, com picos em 2015 e posterior queda. Este comportamento irregular sugere que esses índices podem ser menos eficientes para capturar tanto o evento de exploração quanto o processo de recuperação. Por fim, o NDFI e o AFRI destacaram-se pela estabilidade ao longo de toda a série temporal, exibindo as menores flutuações entre os índices.

Série Temporal da UPA B - Friedman + Dunn-Bonferroni

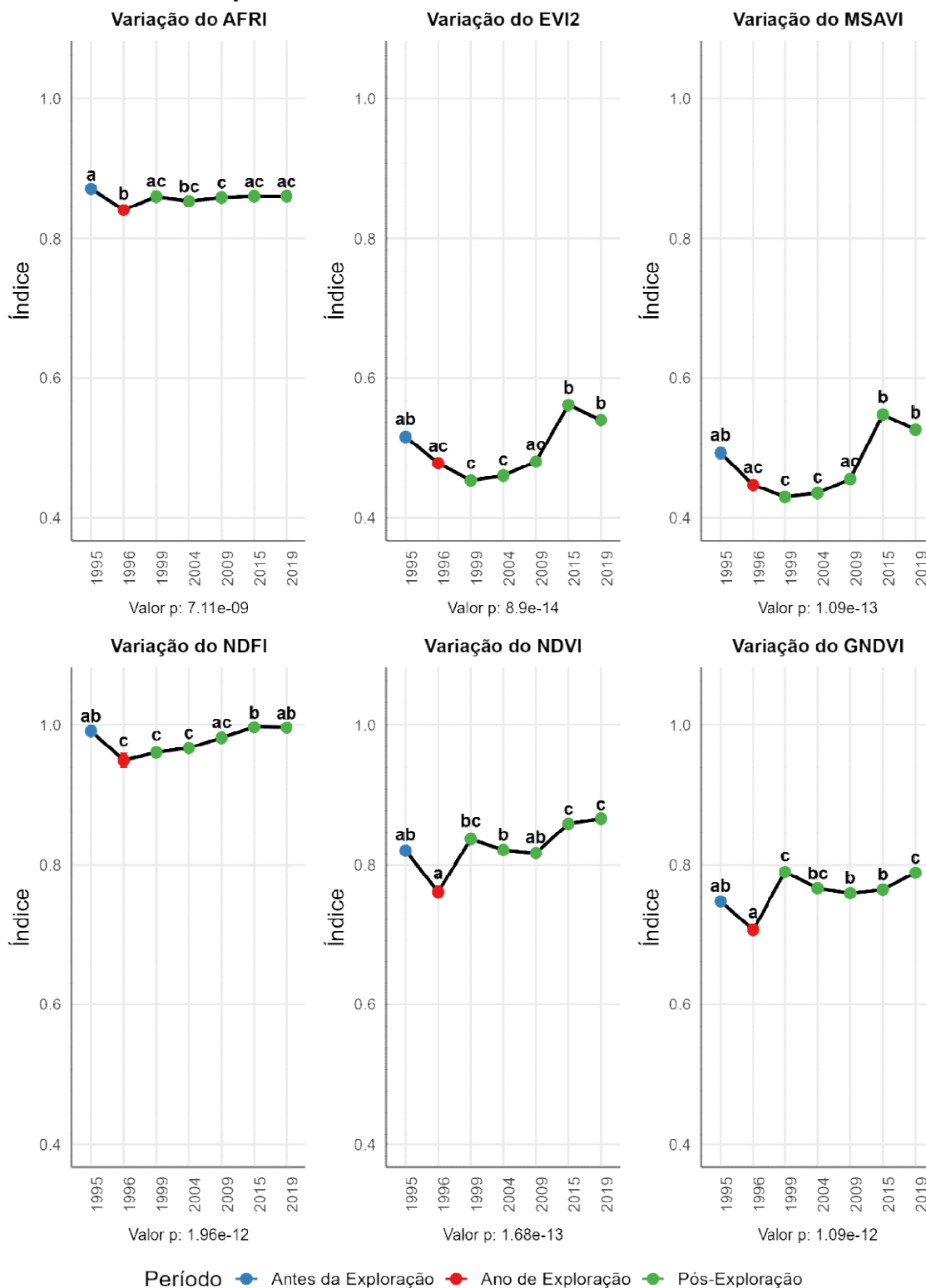


Figura 14. Variação temporal de diferentes índices de vegetação (AFRI, EVI2, GNDVI, MSAVI, NDFI e NDVI) nas Parcelas Permanentes da UPA B, com dados de 1995 a 2019. Os pontos representam a média dos índices, e as barras verticais indicam o desvio padrão, refletindo a variabilidade ao longo do tempo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Pontos são valor médio. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

Na UPA C, o gráfico mostra a queda proeminente para a maioria dos índices ocorre entre o intervalo de 1995 e 1998 (Figura 15). No período de 1998 a 2000, os índices NDVI e GNDVI expressam uma forte tendência de recuperação, com médias de valores superiores ao identificado na floresta anterior à exploração. Assim como na UPA B, os valores dos índices se estabilizam após o período de recuperação inicial.

Entre os índices analisados, o EVI2 eo MSAVI são os que apresentaram maiores flutuações/ variações ao longo do tempo. Por outro lado, o AFRI e NDFI são os que apresentam menores flutuações após a exploração. Apesar dessas oscilações pontuais, observadas em 2011, a trajetória geral da maioria dos índices aponta para uma tendência de estabilização.

Série Temporal da UPA C - Friedman + Dunn-Bonferroni

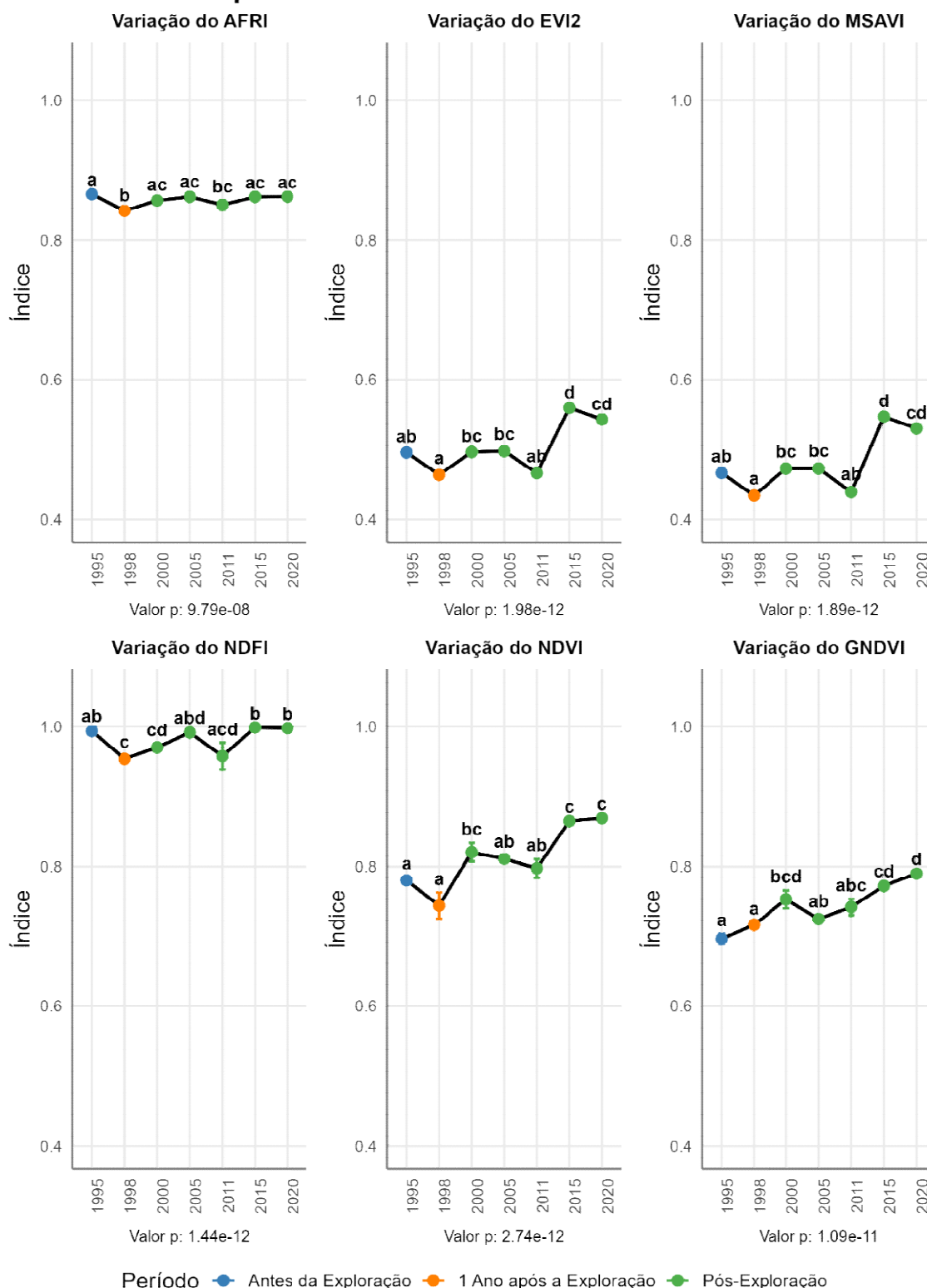


Figura 15. Variação temporal de diferentes índices de vegetação (AFRI, EVI2, GNDVI, MSAVI, NDFI e NDVI) nas Parcelas Permanentes da UPA C, com dados de 1995 a 2020. Os pontos representam a média dos índices, e as barras verticais indicam o desvio padrão, refletindo a variabilidade ao longo do tempo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Pontos são valor médio. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

Na UPA D, o padrão de queda dos índices entre 1995 e 1998 é muito similar ao da UPA B e C, confirmando o impacto da exploração (Figura 16). O NDVI e o GNDVI apresentaram uma redução acentuada, enquanto o AFRI e o NDFI registraram uma queda mais sutil. No período de 1998 a 2001, observou-se uma recuperação rápida e evidente para a maioria dos Índices de Vegetação (IVs), com os valores se elevando logo após a intervenção. A longo prazo, os índices da UPA D se estabilizam, refletindo o equilíbrio espectral da área após exploração.

Série Temporal da UPA D - Friedman + Dunn-Bonferroni

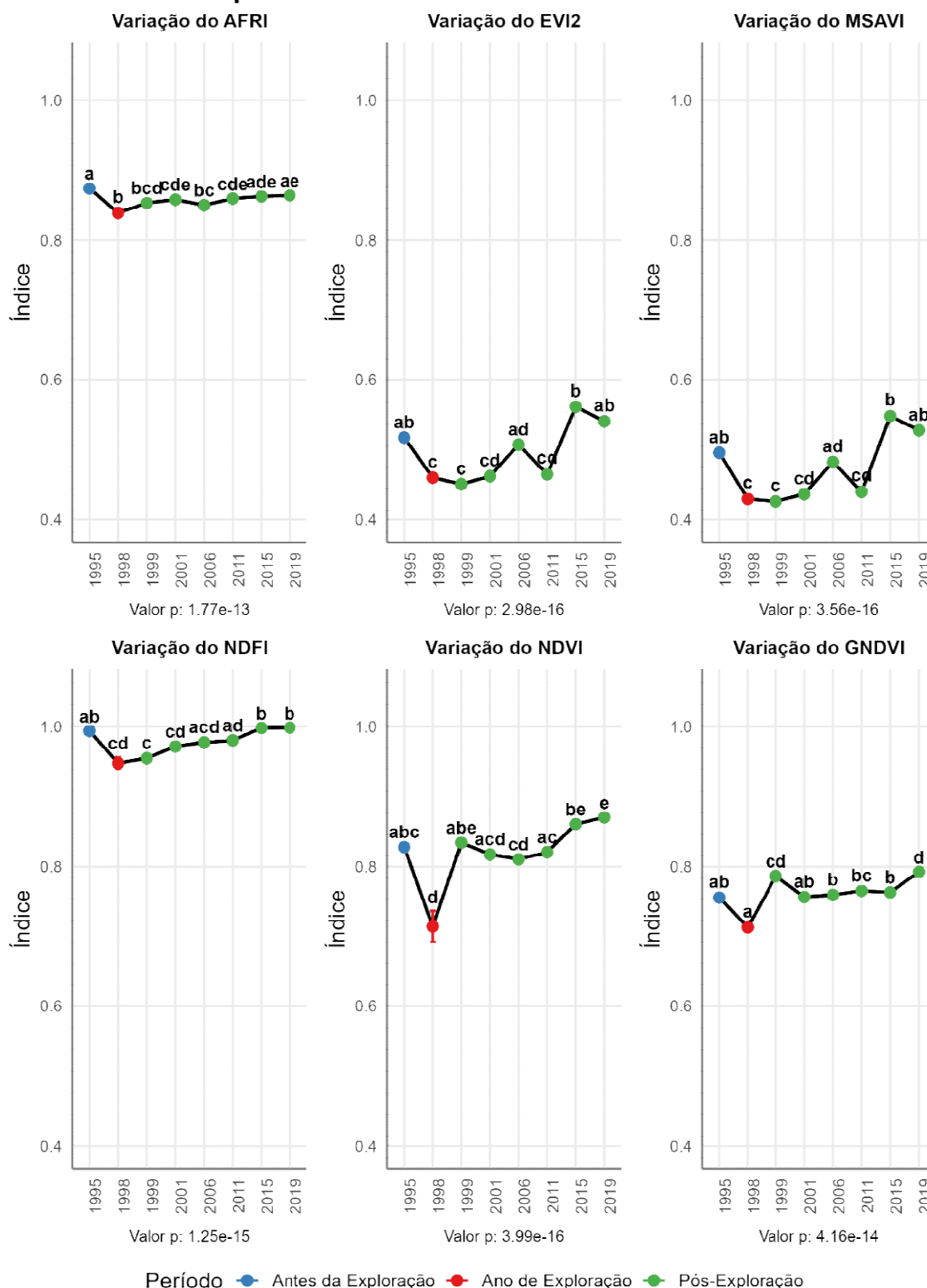


Figura 16. Variação temporal de diferentes índices de vegetação (AFRI, EVI2, GNDVI, MSAVI, NDFI e NDVI) nas Parcelas Permanentes da UPA D, com dados de 1995 a 2019. Os pontos representam a média dos índices, e as barras verticais indicam o desvio padrão, refletindo a variabilidade ao longo do tempo.

Nota: Letras distintas indicam diferenças significativas ($p < 0,05$) para Teste de Dunn-Bonferroni. Pontos são valor médio. Cores correspondem aos períodos: Antes da Exploração - azul, Ano de Exploração - vermelho e Pós Exploração - verde.

Fonte: A autora (2025)

É importante ressaltar que os índices imprimem respostas espectrais diferentes, o que significa que alguns são mais eficientes para detectar a exploração e acompanhar a subsequente trajetória de recuperação da floresta. Os gráficos indicam que os índices NDFI e AFRI parecem ser os mais adequados para essa avaliação nas áreas das UPAs. Essa adequação deve-se à sua capacidade de mostrar menor flutuação e maior estabilidade a longo prazo. Essa sensibilidade reforça os estudos de Souza *et al.* (2005), pois indica a eficácia do NDFI na detecção de degradação florestal e na diferenciação de alvos em paisagens complexas.

Apesar de o NDVI e o GNDVI apresentarem queda mais acentuada após a exploração, suas flutuações podem interferir na interpretação dos resultados. Do mesmo modo, o EVI2 e o MSAVI foram os menos adequados para este fim. Embora também captem a perturbação inicial, apresentam uma resposta mais imprecisa e com menor retorno aos níveis iniciais, tornando sua interpretação menos clara.

Essa percepção demonstra que o SR é uma ferramenta poderosa para identificar, não somente infraestruturas relativas ao manejo (Gouveia, 2023), mas para detectar o período de corte seletivo, representado pela queda dos IVs, um marcador temporal do evento. Além de permitir monitorar a recuperação das áreas submetidas ao manejo florestal, por meio do aumento gradual dos valores após a exploração, enfatizando que a frequência de medições deve seguir um calendário que seja suficiente para capturar a recuperação inicial da floresta, visto que muitas vezes é rápida (Poorter *et al.*, 2021).

Os gráficos fornecem uma visão clara do impacto inicial da exploração e da recuperação dos valores de índices obtidos da floresta a longo prazo. Além disso, demonstram a resiliência do ecossistema, que, apesar do distúrbio, foi capaz de retomar seu estoque florestal e estabilizar as características espectrais do dossel.

É importante notar que a precisão e a riqueza dessas observações sobre a dinâmica da floresta dependem diretamente da resolução temporal dos dados. A criação de um calendário rigoroso de remediações no IFC, especialmente nos anos logo após o distúrbio, permite calibrar com precisão a resposta dos índices de SR em diferentes fases de recuperação. Isso reforça o sugerido por Souza Jr. (2005) ao afirmar que as cicatrizes da exploração florestal visíveis em imagens Landsat de um a dois anos, e corrobora com o estudo de Vinhote *et al.* (2021), que ao avaliar as UPAs, observou que a exploração potencializou na regeneração natural por, pelo menos os três primeiros anos.

Essa análise, além de detectar a exploração, permite monitorar a estabilização gradual da floresta (Poorter *et al.*, 2021), reafirmando sua importância no calendário de medições para a gestão do MFS. Ela atua como base que fortalece o SR como ferramenta de gestão quantitativa e preditiva, para monitorar áreas submetidas ao manejo (Pinagé e Matricardi, 2015).

6.3. Relação entre variáveis florestais e índices de vegetação

A avaliação do potencial preditivo dos IVs para as variáveis de campo foi realizada em duas etapas. Inicialmente, a seleção dos índices com maior relação estatística foi feita através de uma matriz de correlação. Posteriormente, o potencial preditivo e a capacidade de gerar estimativas futuras foram quantificados com o uso dos modelos GAMLSS.

6.3.1. Seleção de variáveis

A matriz de correlação de Spearman (Figura 17) revela quais variáveis estão significativamente conectadas entre si e quais são pouco ou nada correlacionadas, permitindo uma análise detalhada sobre a relação entre as variáveis de campo e os índices de vegetação. Os valores da correlação variam de 1 a -1, onde valores próximos a 1 indicam uma forte correlação positiva, ou seja, quando uma variável aumenta, a outra também tende a aumentar. Igualmente, valores próximos a -1 indicam uma forte correlação negativa, ou seja, quando uma variável aumenta, a outra tende a diminuir e valores próximos de 0 indicam uma correlação fraca ou inexistente.

Relação entre as variáveis de campo e os índices de vegetação

Teste de Correlação de Spearman - $\alpha = 0,05$

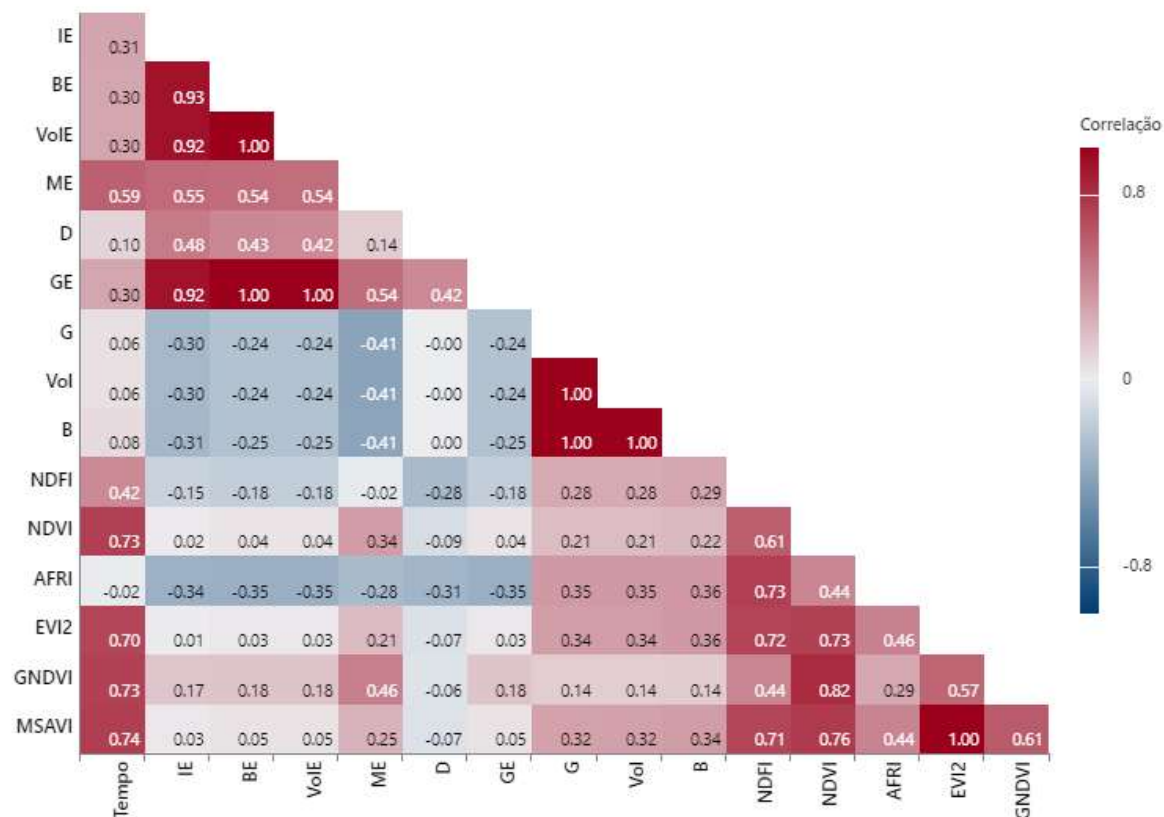


Figura 17. Correlograma entre as variáveis de campo e índices de vegetação para o conjunto de dados das Unidades de Produção Anual da área de estudo.

Nota: Tempo – Tempo desde a exploração; IE - Intensidade da exploração; BE – Biomassa explorada; VoIE – Volume explorado; ME – Número de árvores mortas por causa da exploração; D – Número de árvores danificadas por causa da exploração; GE – Área basal explorada; Vol – Volume; G – Área basal remanescente; B – Biomassa; NDFI - Índice Normalizado de Diferença de Fração; NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada; AFRI - Índice de Vegetação Livre de Aerossol; EVI2 - Índice de Vegetação Aprimorado 2; GNDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada Verde; e MSAVI - Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado.

Fonte: A autora (2025)

De acordo com Cohen (1992) o $r \leq 0,1$ indica uma correlação fraca, $r \leq 0,3$ representa uma correlação moderada, enquanto $r \leq 0,5$ uma correlação forte. Baseado nisso, o gráfico ilustra valores moderados a fracos para todos os IVs com as variáveis de campo, embora sejam significativos. Exceto para a variável Tempo (Tempo desde a exploração), a qual destaca-se por apresentar correlações fortes e significativas com o MSAVI, GNDVI, NDVI e EVI2. Isso sugere que, à medida que o tempo passa desde a exploração, os IVs passam a captar o reestabelecimento da floresta, o qual imprime no aumento dos valores dos índices de forma consistente e estatisticamente significativa (valor- $p=0,000$).

As variáveis de estoque da floresta (volume, biomassa e área basal) apresentaram uma correlação positiva, mas moderada, com a maioria dos IVs. As maiores correlações foram observadas com o AFRI. Essa correlação positiva é esperada, visto que uma maior biomassa e volume geralmente estão associados a uma floresta mais densa e saudável, que reflete mais radiação no espectro do infravermelho próximo. A correlação moderada, em vez de alta, pode ser explicada pela natureza das informações captadas. Enquanto os IVs refletem principalmente a estrutura e a saúde do dossel e da copa, as variáveis de estoque dependem do tamanho e da densidade do tronco, informação que não é capturada com precisão por sensores orbitais.

As variáveis relativas ao impacto da exploração (intensidade da exploração, biomassa, volume, área basal explorada, número de árvores danificadas e mortas por causa da exploração) demonstraram uma relação complexa com os IVs. O AFRI e o NDFI foram os únicos que apresentaram correlações negativas moderadas a leves, mas significativas, com essas variáveis. Isso era esperado, pois a remoção de biomassa e volume causa uma descontinuidade na estrutura do dossel, expondo o solo e os resíduos de madeira, o que resulta na diminuição dos valores dos IVs.

A correlação negativa e moderada do AFRI (-0,34) com a intensidade da exploração e demais variáveis de impacto indica que o valor do índice diminui à medida que a intensidade da exploração aumenta. Embora com correlações negativas um pouco mais fracas que o AFRI, o NDFI também mostrou uma relação inversa com as variáveis de exploração, além de correlação de 0,42 com o tempo e -0,15 com a intensidade da exploração, o que sugere que ele é sensível às mudanças na floresta após a intervenção. Esses resultados indicam que o AFRI e o NDFI são eficazes para detectar o impacto da exploração e podem ser utilizados para estimar o estoque florestal.

Por outro lado, o NDVI, MSAVI, EVI2 e o GNDVI mostraram correlações positivas, porém, fracas com as variáveis da exploração. Isso pode indicar que, mesmo com a exploração, algumas características da vegetação que esses índices medem ainda podem estar presentes. Em alguns casos, a remoção seletiva de árvores pode abrir clareiras que estimulam o crescimento de espécies pioneiras, vegetação de crescimento rápido que pode, compensar em parte a perda da cobertura das árvores maiores (Wasseige e Defourny, 2004), podendo resultar em uma correlação positiva fraca.

Baseado nisso e em função do potencial de correlação com variáveis relativas tanto ao estoque florestal quanto à exploração, os índices NDFI e AFRI foram

selecionados para avaliar a capacidade de predição do volume. O volume, por sua vez, foi definido como variável resposta, considerando a sua correlação com os IVs e por ser umas das principais métricas do manejo florestal madeireiro. No entanto, sugere-se que, em trabalhos futuros, seja avaliada a capacidade preditiva dos IVs em estimar o tempo decorrido desde a exploração em função da forte correlação observada.

Ademais, recomenda-se para trabalhos futuros que, para superar as correlações bivariadas de Spearman, especialmente nas relações classificadas como fracas ou moderadas, e aprofundar a capacidade preditiva dos IVs, adote-se a aplicação de técnicas avançadas de *Machine Learning* (ML). Nesse cenário, modelos como Redes Neurais Artificiais são capazes de identificar e modelar relações não lineares e complexas entre as variáveis. O ML pode integrar de forma otimizada múltiplos índices de vegetação (NDFI, AFRI, MSAVI, etc.) simultaneamente, capturando a contribuição interativa de cada um para a variação das variáveis de campo (Volume, Biomassa, Tempo). Esta abordagem pode, portanto, melhorar significativamente a precisão preditiva e a capacidade de inferência sobre o estado da floresta, transformando as correlações atuais em modelos de estimação mais robustos e confiáveis.

6.3.2. Predição do volume a partir de índices de vegetação

A Tabela 18 apresenta as características descritivas da variável resposta (Volume m³/ha), as quais ditaram a escolha da família de distribuição mais adequada para GAMLSS. A proximidade entre a média (368,74m³ /ha) e a mediana (370,03m³/ha), juntamente com o coeficiente de assimetria de -0,06, indicam que a distribuição do volume é quase perfeitamente simétrica, como é possível observar na Figura 18. Além disso, o coeficiente de curtose de -0,11 sugere que a distribuição possui um formato de pico e caudas semelhantes aos de uma distribuição normal.

Tabela 18. Medidas descritivas da variável estoque de Volume (m³/ha) nas Unidades de Produção Anual.

Variável	Média	Desv.Pad	Mediana	Assimetria	Curtose
Vol (m ³ /ha)	368,74	43,54	370,03	-0,06	-0,11

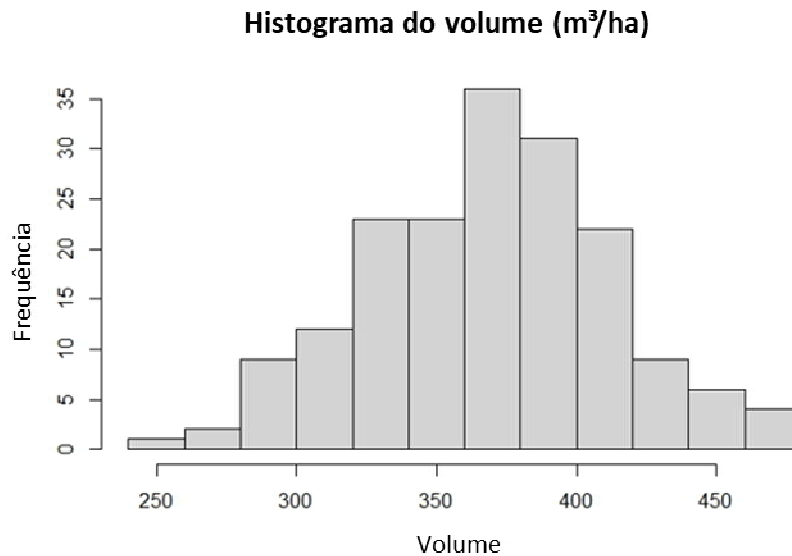


Figura 18. Histograma da distribuição da frequência do estoque de volume m³/ha das Unidades de Produção Anual.
Fonte: A autora (2025)

Baseado nas características citadas, a distribuição Normal (NO()) poderia ser uma candidata inicial para a modelagem. No entanto, o uso da distribuição *Generalised Gamma* (GG), indicada através da função “fitdist” com o menor AIC, tornou-se uma escolha efetiva. A família GG é capaz de acomodar uma ampla variedade de perfis de distribuição, permitindo que a assimetria e a curtose dos dados sejam capturadas com precisão (Stacy, 1962; Lawless, 2003; Dunic *et al.*, 2025).

Definida a família de distribuição, a seleção dos IVs em cada um dos parâmetros da regressão foi realizada por meio da função stepGAICAll.A(), com base, também, no critério de AIC. O modelo final, após os procedimentos é indicado na Tabela 19.

Tabela 19. Sumário do modelo final utilizando índices de vegetação para predição da variável estoque de volume (m³).

Variável	Estimativa	Erro Padrão	Valor-p	Significância
Parâmetro de Locação (μ)				
(Intercept)	0,97	0,96	0,31	ns
NDFI	1,36	0,83	0,10	ns
AFRI	4,17	1,22	0,00	***
Parâmetro de Escala (σ)				
(Intercept)	6,44	2,70	0,01	*
NDFI	-8,79	2,73	0,00	***

Nota: ***p < 0,001; **p < 0,01; *p < 0,05; ns = não significativo (p > 0,05).

Fonte: A autora (2025)

Para o parâmetro de localização(μ), responsável por modelar a média do volume, o NDFI não mostra-se estatisticamente significativa ($p>0,05$). Apesar do coeficiente ser positivo, o NDFI, sozinho, não é um preditor forte o suficiente para o valor médio do volume neste modelo. Quanto ao AFRI, a relação é altamente significativa ($p<0,001$) e o coeficiente é positivo (4,17). Este resultado mostra que o AFRI é um preditor muito forte e confiável para estimar o valor médio do volume da floresta.

Para o parâmetro escala(σ), relativo à modelagem da variabilidade dos dados, apenas o NDFI foi selecionado. O valor-p indica que a sua relação com a variabilidade do modelo é altamente significativa ($p<0,001$) e o coeficiente é negativo (-8,796). Isso sugere que, à medida que o NDFI aumenta, a variabilidade ou incerteza da previsão de volume diminui.

O *worm plot* do modelo, apresentado na Figura 19, é uma ferramenta de diagnóstico essencial para a validação do ajuste. Este gráfico avalia se os resíduos quantílicos se comportam de maneira ideal, ou seja, se seguem uma distribuição normal padrão. A análise demonstra que todos os pontos se encontram dentro dos intervalos de confiança de 95%, sem a presença de padrões sistemáticos.

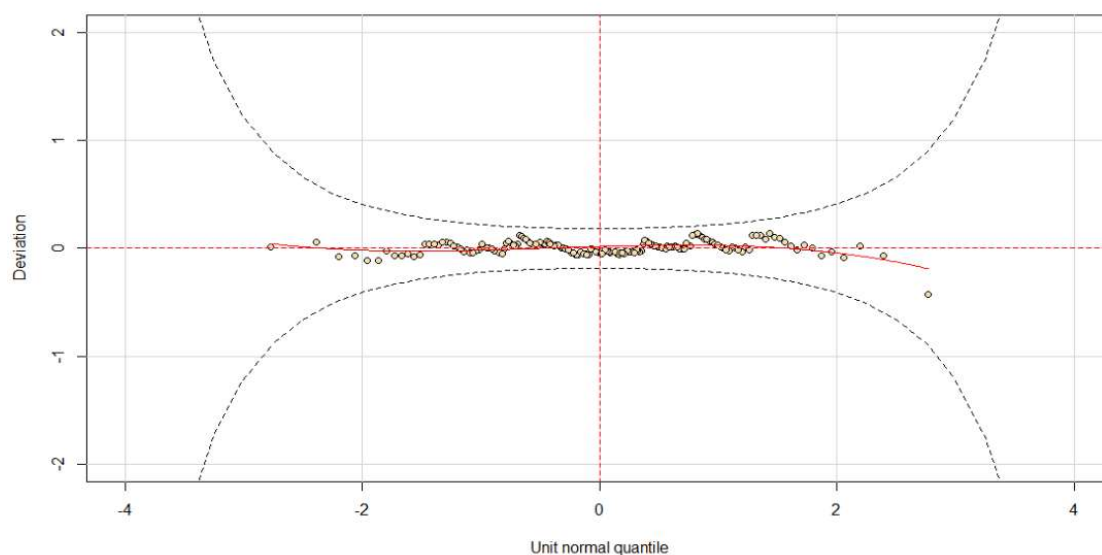


Figura 19. Diagnóstico de resíduos do modelo final utilizando índices de vegetação para predição da variável volume (m^3).
Fonte: A autora (2025)

Com base neste resultado, o modelo GAMLSS, que utiliza a distribuição Generalized Gamma (GG), apresenta um ajuste adequado aos dados.

Consequentemente, o AFRI e o NDFI são confirmados como bons preditores para estimar a variável Volume. Isso indica que os índices conseguem capturar e explicar uma parte significativa da variância da variável resposta, resultando em estimativas com alta acurácia e baixa incerteza, conforme atestado pelo modelo.

Esta abordagem permite que os gestores florestais não apenas criem mapas de volume, mas também mapas de incerteza, otimizando o planejamento de amostragem em campo e a tomada de decisões de manejo. Assim, o modelo GAMLSS mostra que a eficácia de um índice de SR pode ser mais bem compreendida ao se analisar não apenas sua relação com a média, mas também com a variabilidade dos dados.

7. CONCLUSÃO

A integração dos dados de Inventário Florestal Contínuo (IFC) e de Sensoriamento Remoto (SR) possibilitaram a análise da trajetória de recuperação das Unidade de Produção Anual (UPA) B, C e D. As áreas passaram pelo processo de exploração florestal em 1996, 1997 e 1998 e tiveram intensidade de exploração variável. A UPA B foi a que teve maior intensidade de árvores exploradas nas parcelas permanentes 7,50 ($\pm 3,5$) na/ha, seguida da UPA D, com 4,79 ($\pm 2,6$) na/ha e UPA C, com 2,23 ($\pm 1,7$) na/ha, refletindo no mesmo padrão para as variáveis volume, biomassa e área basal explorada.

Apesar das diferenças estatísticas comprovadas na intensidade de exploração, os dados do IFC indicam a capacidade de recuperação. Mesmo na UPA que sofreu a maior intensidade de exploração, os estoques de volume, biomassa e área basal recuperaram níveis estatisticamente semelhantes aos do estado pré-exploratório. Essa rápida recuperação atesta a resiliência do ecossistema e reforça a eficácia do MFS em promover o retorno da floresta a uma condição próxima ao seu estado original após o distúrbio. Para elucidar o papel das características locais, sugere-se, como hipótese para trabalhos futuros, que a intensidade de exploração seja controlada em diferentes sítios. Isso permitiria avaliar com maior precisão a influência desse fator nos índices de sensoriamento remoto.

As análises dos Índices de Vegetação (IVs) focaram na janela de tempo logo após o distúrbio, onde eles se diferenciam mais claramente da floresta antes da exploração. Os resultados fornecem uma visão clara do impacto inicial, do período de recuperação e da estabilidade a longo prazo. Essa resiliência, evidenciada na estrutura do dossel e no estoque florestal, pode ser um indicador do sucesso do MFS.

Apesar disso, a avaliação da recuperação apresentou resultados distintos de acordo com a metodologia de amostragem empregada. A análise das parcelas permanentes indicou que os valores dos IVs alcançaram, a partir de um período específico, similaridade espectral com o estado pré-exploração. Por outro lado, a análise das parcelas virtuais revelou que os IVs não atingiram níveis de recuperação semelhantes, resultando em uma diferença estatística persistente. Essa diferença sugere que a floresta, em termos de resposta espectral da superfície do dossel, não retornou completamente ao seu estado original.

A análise também demonstra que o monitoramento se beneficia da alta resolução temporal dos dados. A construção de uma série temporal permitiu capturar a dinâmica de recuperação e estabilização, o que reforça a necessidade de calendários de mensuração rigorosos (Silva *et al.*, 2005). Essa abordagem é crucial para aprimorar a incorporação do SR como ferramenta de gestão, fornecendo a calibração essencial para os modelos e aumentando a acurácia da predição das variáveis de campo.

Entre os índices avaliados, o AFRI e o NDFI se destacaram por apresentar correlação moderadas à leves com as variáveis de campo. O teste de Spearman revelou relações inversas e significativas entre esses índices e as variáveis relativas à exploração. Essa relação demonstra a eficiência do AFRI e do NDFI em detectar o impacto da exploração, além de apontar uma relação direta significativa com as variáveis de estoque florestal.

A correlação observada permitiu a utilização dos IVs para a estimativa de volume por meio da modelagem GAMLSS. O modelo, que utilizou uma distribuição da família *Generalized Gamma* (GG) e foi validado pela análise de resíduos, demonstrou alta eficiência preditiva. Especificamente, o AFRI revelou-se um preditor confiável para o valor médio do volume (μ), enquanto o NDFI foi capaz de modelar a variabilidade do volume (σ), indicando que um aumento no NDFI corresponde a uma diminuição na variabilidade.

Desse modo, este estudo contribuiu para as ciências florestais ao estabelecer que IVs no SR de média escala são ferramentas viáveis para a detecção de impacto e o monitoramento da dinâmica de recuperação em áreas submetidas ao manejo florestal madeireiro na Amazônia Central, considerando que os impactos possam ser mensurados a partir das resoluções das imagens utilizadas em sua construção.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALDER, D. Growth Modelling for Mixed Tropical Forests. Department of Plant Sciences, University of Oxford, **Tropical Forestry**, 1995. 231 p.

ALIKHANOVA, S; TARANTINO, C; BULL, J W. Tracking Vegetation Dynamics in Drylands with MSAVI: Insights from the South Aral Sea. **Earth Systems and Environment**, p. 1-13, 2025.

ALMEIDA MATOS, Francisca Dionízia; KIRCHNER, Flávio Felipe. Estimativa de biomassa da Floresta Ombrófila Densa de terra firme na Amazônia Central com o satélite IKONOS II. **Floresta**, v. 38, n. 1, 2008.

ALMEIDA, C. A., MAURANO, L. E. P., DE MORISSON VALERIANO, D., CAMARA, G., VINHAS, L., GOMES, A. R., ... AMARAL, S. **Methodology for Forest Monitoring used in PRODES and DETER projects**. São José dos Campos, 2021. Disponível em: <http://mtcm21c.sid.inpe.br/rep/8JMKD3MGP3W34R/443H3> RE. Acesso em 01 jul. 2023

ASNER, G. P.; KNAPP, D. E.; BROADBENT, E. N.; OLIVEIRA, P. J. C.; KELLER, M.; SILVA, J. N. Selective logging in the Brazilian Amazon. **Science**, v. 310, p. 480-482, 2005.

ASNER, G.P.; KELLER, M.; PEREIRA, R.; ZWEEDE, J.C. Remote sensing of selective logging in Amazonia assessing limitations based on detailed field observations, LANDSAT ETM+, and textural analysis. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.80, 2002, p. 483-496.

ASNER, G. P., ELMORE, A. J., OLANDER, L. P., MARTIN, R. E., HARRIS, A. T. Grazing systems, ecosystem responses, and global change. *Annu. Rev. Environ. Resour.*, 29(1), 2004, 261-299.

ASRAR, G. Q., FUCHS, M., KANEMASU, E. T., & HATFIELD, J. L. Estimating absorbed photosynthetic radiation and leaf area index from spectral reflectance in wheat 1. **Agronomy journal**, v.76, n. 2, 1984, p. 300-306.

BAYMA, Adriana Panhol; SANO, Edson Eyji. Séries temporais de índices de vegetação (NDVI e EVI) do sensor MODIS para detecção de desmatamentos no bioma Cerrado. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 21, n. 4, p. 797-813, 2015.

BEWERNICK, T. **Mapeamento da degradação florestal no Complexo Florestal de Mau usando séries temporais NDFI**. Universidade e Centro de Pesquisa de Wageningen, Holanda , 2016.

BRASIL. Lei nº 12.651, de 25 de maio de 2012. Institui o novo código florestal brasileiro.

BREUNIG, F. M., GALVÃO, L. S., DALAGNOL, R., DAUVE, C. E., PARRAGA, A., SANTI, A. L., ... CHEN, S. Delineation of management zones in agricultural fields

using cover–crop biomass estimates from PlanetScope data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 85, 2020, p. 102004.

CARMO, F. C. A.; FIEDLER, N. C.; LOPES, E. S.; PEREIRA, D. P.; MARIN, H.B.; SILVA, E. N. Análise da densidade ótima de estradas florestais em propriedades rurais. **Cerne**, Lavras, v. 19, n. 3, 2013, p. 451-459.

CARNEIRO, M. S. A construção social do mercado de madeiras certificadas na Amazônia brasileira: a atuação das ONGs ambientalistas e das empresas pioneiras. **Sociedade e Estado**, v. 22, 2007, p. 681-713.

CAVALCANTE, L., RIBAS, L. **Atividades de geoprocessamento aplicadas em área de manejo florestal-Floresta Nacional do Antimary-no estado do Acre**. 2006.

COHEN, Jacob. Statistical power analysis. **Current directions in psychological science**, v. 1, n. 3, p. 98-101, 1992.

CONAMA – Conselho Nacional do Meio Ambiente. Resolução nº 406/2009, de 2 de fevereiro de 2009. Estabelece parâmetros técnicos a serem adotados na elaboração, apresentação, avaliação técnica e execução de Plano de Manejo Florestal Sustentável - PMFS com fins madeireiros, para florestas nativas e suas formas de sucessão no bioma Amazônia. **Diário Oficial da União**. Disponível em: < http://conama.mma.gov.br/?option=com_sisconama&task=arquivo.download&id=578 > Acesso em: 02 jul. 2023.

CONDÉ, T. M., TONINI, H., HIGUCHI, N., HIGUCHI, F. G., LIMA, A. J. N., BARBOSA, R. I., ... & HAAS, M. A. Effects of sustainable forest management on tree diversity, timber volumes, and carbon stocks in an ecotone forest in the northern Brazilian Amazon. **Land use policy**, v. 119, 2022, p. 106145.

CORRÊA, C.M.C. **Perdas de solo e qualidade da água proveniente de estradas de uso florestal no Planalto Catarinense**. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba. 2005. 156p.

COSTA, A. C. da, PINTO, J. R. R., MIGUEL, E. P., XAVIER, G. D. O., MARIMON, B. H., & APARECIDO TRONDOLI MATRICARDI, E. Artificial intelligence tools and vegetation indices combined to estimate aboveground biomass in tropical forests. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 17, n. 2, p. 024512, 2023. DOI: 10.1117/1.JRS.17.024512.

CRUZ, H.; SABLAYROLLES, P.; KANASHIRO, M.; AMARAL, M.; SIST, P. **Relação empresa e comunidade no contexto do manejo florestal comunitário e familiar: uma contribuição do projeto Floresta em Pé**. Ibama/DBFLO, Belém, Pará. 2011.

DE FARIA, L. D., MATRICARDI, E. A. T., MARIMON, B. S., MIGUEL, E. P., JUNIOR, B. H. M., DE OLIVEIRA, E. A., ... & DE CARVALHO, O. L. F. (Biomass prediction using sentinel-2 imagery and an artificial neural network in the Amazon/Cerrado Transition Region. **Forests**, 15(9),2024, 1599.

DE SILVA, A. A.; BRAGA, M. Q.; FERREIRA, J.; DOS SANTOS, V. J.; DO CARMO ALVES, S., DE OLIVEIRA, J. C.; CALIJURI, M. L. Anthropic activities and the Legal Amazon: Estimative of impacts on forest and regional climate for 2030. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 18, 2020, p. 100304.

DE SOUZA, M. A. S., DE AZEVEDO, C. P., DE SOUZA, C. R., FRANÇA, M., & NETO, E. L. V. Dinâmica e produção de uma floresta sob regime de manejo sustentável na Amazônia Central. **Floresta**, Curitiba, v. 47, n. 1, 2017, p. 55-63.

DE WASSEIGE, Carlos; DEFOURNY, Pierre. Remote sensing of selective logging impact for tropical forest management. **Forest Ecology and Management**, v. 188, n. 1-3, 2004, p. 161-173.

DELGADO-MORENO, D.; GAO, Y. Estimativa da degradação florestal através da análise de tendências de séries temporais anuais NDVI, NDMI e NDFI (2010–2020) usando imagens de satélite. In: Conferência Internacional sobre Ciências da Informação Geoespacial . **Cham: Springer International Publishing**, 2021. p. 149-159.

Diário Oficial da União, Brasília, DF, 25 maio 2012. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/112651.htm. Acesso em: 01 set. 2025.

DIONISIO, L. F. S.; CHAVES, G. A. S. L.; BRANDÃO, A. D. D. S.; NEVES, R. L. P.; DE SOUSA, M. A. R.; ORRILLO, H. M. Effects of reduced impact logging on population dynamics of *Pseudopiptadenia suaveolens* in Eastern Amazon, Brazil. **Rev. Bras. Cienc. Agr.**, v.17, e. 1648. 2022.

D'OLIVEIRA, M. V. N., FIGUEIREDO, E. O., DE ALMEIDA, D. R. A., OLIVEIRA, L. C., SILVA, C. A., NELSON, B. W., ... VALBUENA, R. Impacts of selective logging on Amazon forest canopy structure and biomass with a LiDAR and photogrammetric survey sequence. **Forest Ecology and Management**, v. 500, 2021, p. 119648.

DUNIC, J. C., CONNER, J., ANDERSON, S. C., & THORSON, J. T. The generalized gamma is a flexible distribution that outperforms alternatives when modelling catch rate data. **ICES Journal of Marine Science**, v. 82, n. 4, 2025, p. fsaf040.

EDWARDS, D.P., TOBIAS, J., SHEIL, A. D., MEIJAARD, E., LAURANCE, W.F. Maintaining ecosystem function and services in logged tropical forests. **Trends Ecol. Evol.**, 29, 2014, p. 511-520, DOI:10.1016/j.tree.2014.07.003

EDWARDS, D.P., TOBIAS, J., SHEIL, A. D., MEIJAARD, E., LAURANCE, W.F. Maintaining ecosystem function and services in logged tropical forests. **Trends Ecol. Evol.**, 29, 2014, p. 511-520, DOI:10.1016/j.tree.2014.07.003

ELLIS, P. W., GOPALAKRISHNA, T., GOODMAN, R. C., PUTZ, F. E., ROOPSIND, A., UMUNAY, P. M., ... & GRISCOM, B. W. Reduced-impact logging for climate change mitigation (RIL-C) can halve selective logging emissions from tropical forests. **Forest Ecology and Management**, v. 438, 2019, p. 255-266.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. 2023. **LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite**. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/landsat> >. Acesso em: 07 nov. 2023.

ESPADA, A. L. V., PIRES, I. P., LENTINI, M. A., BITTENCOURT, P. R. Manejo florestal e exploração de impacto reduzido em florestas naturais de produção da Amazônia. **Informativo Técnico I IFT**. Belém, IFT, 2015, p. 32.

ESPÍRITO-SANTO, F. D. B.; GLOOR, M.; KELLER, M. MALHI, Y.; SAATCHI, S.; NELSON, B.; OLIVEIRA JUNIOR, R. C.; PEREIRA, C.; LLOYD, J.; FROLKING, S.; PALACE, M.; SHIMABUKURO, . E.; DUARTE, V.; MENDONZA, A. M. LÓPEZ-GONZÁLEZ, G.; BAKER, T. R.; FELDPAUSCH, T. R.; BRIENEN, R. J. W.; ASNER, G. P.; BOYD, D. S.; PHILLIPS, O. L. Size and frequency of natural forest disturbances and the Amazon forest carbon balance. **Nature communications**, v. 5, n. 1, p. 1-6, 2014.

FARIA, L. D. de, MATRICARDI, E. A. T., MARIMON, B. S., MIGUEL, E. P., JUNIOR, B. H. M., OLIVEIRA, E. A. D., ... & CARVALHO, O. L. F. D. Biomass Prediction Using Sentinel-2 Imagery and an Artificial Neural Network in the Amazon/Cerrado Transition Region. **Forests**, Basel, v. 15, n. 9, 2024, p. 1599. DOI: 10.3390/f15091599.

FARIAS, L. L. **Tamanho de parcela amostral para inventários de espécies não madeireiras da Amazônia Central**. Dissertação de Mestrado, Instituto Nacional de Pesquisas do Amazonas, Manaus. Amazonas, 2012, 106 p.

FEARNSIDE, P. M. **Destruição e conservação da floresta amazônica**. Manaus, AM: Editora INPA, 2022.

FRANCEZ, L. M. D. B., CARVALHO, J. O. P. D., BATISTA, F. D. J., JARDIM, F. C. D. S., & RAMOS, E. M. L. S. Influência da exploração florestal de impacto reduzido sobre as fases de desenvolvimento de uma floresta de terra firme, Pará, Brasil. **Ciência Florestal**, v. 23, n. 4, 2013, p. 743-753.

FSC – Forest Stewardship Council. 2023. **Tipos de Certificação**. Disponível em: <<https://br.fsc.org/br-pt/certificacao/tipos-de-certificacao>>. Acesso em: 10 dez. 2023.

GAO, J. Bathymetric mapping by means of remote sensing: methods, accuracy and limitations. **Progress in Physical Geography**, v. 33, n. 1, 2009, p. 103-116.

GITELSON, A. A.; KAUFMAN, Y. J.; MERZLYAK, Mark N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. **Remote sensing of Environment**, v. 58, n. 3, p. 289-298, 1996.

GONÇALVES, F. C. **Predição volumétrica utilizando redes neurais artificiais e dados de sensoriamento remoto em floresta nativa na Amazônia brasileira**. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade de Brasília, Brasília. 2021, 65 p.

GONÇALVES, F., GONÇALVES, F. C., MIGUEL, E. P., MATRICARDI, E. A. T., EMMERT, F., & SANTANA, C. C. Artificial intelligence associated with Sentinel-2

data in predicting commercial volume in Brazilian Amazon Forest. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 15, n. 4, 2021, p. 1-19. DOI: 10.1117/1.JRS.15.044511.

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, 202. 2017, p. 18-27.

GOUVEIA, D. M. **Tese de Doutorado: Planejamento E Alocação Otimizada De Pátios Para Exploração Em Planos De Manejo Florestal Sustentável Na Amazônia**. Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Universidade Estadual do Centro-Oeste, 2023. 98 p.

GROGAN, J., JENNINGS, S. B., LANDIS, R. M., SCHULZE, M., BAIMA, A. M., LOPES, J. D. C. A., NORGHAUER, J. M.; OLIVEIRA, L. R.; PANTOJA, F.; PINTO, D.; SILVA, J. N. M.; VIDAL, E.; Zimmerman, B. L. What loggers leave behind: impacts on big-leaf mahogany (*Swietenia macrophylla*) commercial populations and potential for post-logging recovery in the Brazilian Amazon. **Forest Ecology and Management**, v. 255, n. 2, 2008, 269-281.

GUERRA, A. T.; GUERRA, A. J. T. **Novo dicionário geológico-geomorfológico**. Bertrand Brasil, 1997.

HENRIQUE HONNEF, D.; ALBA, E.; MARCHESAN, J. FAVARIN, J. A. S.; SCHUH, M; BADIN, T.; OLIVEIRA, H.; WOFFER, M.; PEREIRA, R. S. Uso de Imagens de Alta Resolução Espacial para o Monitoramento da Cobertura Florestal na Região Central do Rio Grande do Sul. **Anuario do Instituto de Geociencias**, v. 42, n. 4, 2019.

HUANG, S., TANG, L., HUPY, J. P., WANG, Y., SHAO, G. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. **Journal of Forestry Research**, v. 32, n. 1, 2021, 1-6.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v.25, n.3, p.295-309, 1988.

HUETE, A., DIDAN, K., MIURA, T., RODRIGUEZ, E. P., GAO, X., & FERREIRA, L. G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. **Remote sensing of environment**, v. 83, n. 1-2, 2002, p. 195-213.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. 2021. **Mapas regionais**. Disponível em: < [https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/30958-ibge-atualiza-limites-de-municipios-no-mapa-da-amazonia-legal#:~:text=Atualmente%2C%20a%20Amaz%C3%B4nia%20Legal%20ocupa,\(8.510.295%2C914%20km%C2%B2\)>](https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/30958-ibge-atualiza-limites-de-municipios-no-mapa-da-amazonia-legal#:~:text=Atualmente%2C%20a%20Amaz%C3%B4nia%20Legal%20ocupa,(8.510.295%2C914%20km%C2%B2)>). Acesso em: 15 set. 2023.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual técnico de pedologia**. 2015. 430 p.

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Manual técnico da vegetação brasileira: sistema fitogeográfico, inventário das formações florestais e campestres**,

técnicas e manejo de coleções botânicas, procedimentos para mapeamentos. 2012. 271 p.

IMAZON – Instituto do Homem e Meio Ambiente da Amazônia. **Amazônia fecha 2024 com queda de 7% no desmatamento.** Disponível em: <https://imazon.org.br/imprensa/amazonia-fecha-2024-com-queda-de-7-no-desmatamento-mas-alta-de-497-na-degradacao/> > Acesso em: 09 set. 2025.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Taxas Anuais PRODES Amazônia - 1988 a 2024 (km²).** Disponível em: < <http://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodes> > Acesso em: 09 set. 2025.

JIANG, Z., HUETE, A. R., DIDAN, K., MIURA, T. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. **Remote sensing of Environment**, 112(10), 3833-3845, 2008.

KHORMIZI, H. Z.; MALAMIRI, H. R. G.; ALIAN, S., STEIN, A., KALANTARI, Z.; FERREIRA, C. S. S. Proof of evidence of changes in global terrestrial biomes using historic and recent NDVI time series. **Heliyon**, v. 9, n. 8, 2023.

LAPOLA, D. M., PINHO, P., BARLOW, J., ARAGÃO, L. E., BERENGUER, E., CARMENTA, R., ... & WALKER, W. S. The drivers and impacts of Amazon forest degradation. **Science**, 379, n. 6630, 2023, p. eabp. 8622.

LATORRE, M. L., CARVALHO JÚNIOR, O. A. D., SANTOS, J. R. D., & SHIMABUKURO, Y. E. Integração de dados de sensoriamento remoto multi resoluções para a representação da cobertura da terra utilizando campos contínuos de vegetação e classificação por árvores de decisão. **Revista Brasileira de Geofísica**, v. 25, 2007, p. 63-74.

LAWLESS, Jerald F. Some nonparametric and graphical procedures. **Statistical Models and Methods for Lifetime Data**. New York: Wiley, 2003, p. 79-145.

LI, S.; XU, L.; JING, Y.; YIN, H.; LI, X.; GUAN, X. High-quality vegetation index product generation: A review of NDVI time series reconstruction techniques. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 105, 2021, p. 102640.

LIMA, A. J. N. Tese de Doutorado: **Avaliação de um sistema de Inventário Florestal Contínuo em áreas manejadas e não manejadas do Estado do Amazonas (AM).** Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia. 2010. 183 p.

MACHADO, C. C. **Construção e Conservação de estradas rurais e florestais.** Viçosa, MG. 2013. 441 p.

MATRICARDI, E. A. T.; SKOLE, D. L.; PEDLOWSKI, M. A.; CHOMENTOWSKI, W.; FERNANDES, L. C. Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, 2010, p. 1117-1129

MATTOS, P. P. de, GARRASTAZU, M. C., de LACERDA, A. B., ROSOT, M. A. D., & de OLIVEIRA, Y. M. M. Demonstração de diferentes protocolos para implantação de parcelas permanentes em Floresta Ombrófila Mista. Embrapa Florestas. **Comunicado técnico, nº 208**, Embrapa, 2008.

MENDONÇA, A.C.A. **Caracterização e simulação dos processos dinâmicos de uma área de floresta tropical de terra firme utilizando matrizes de transição**. Dissertação de mestrado – Universidade Federal do Paraná, PR. 2003. 92 p.

MENESES, P. R; ALMEIDA, T. **Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto**. Brasília: Universidade de Brasília – UNB, 2012.

MISHKIN, M.; PACHECO, J. A. N. Rapid assessment remote sensing of forest cover change to inform forest management: Case of the Monarch reserve. **Ecological Indicators**, v. 137, p. 108729, 2022.

MONTEIRO, A.; SOUZA JR, C.. Remote monitoring for forest management in the Brazilian Amazon. **Sustainable Forest Management-Current Research**, 2012, p. 67-86.

MONTEIRO, J. O. **Manejo Florestal de Baixo Impacto - A Experiência da Mil Madeiras Ltda**. Centro de Difusão do Manejo Florestal de Baixo Impacto: Itacoatiara/AM. 2004.

MORAES, I. S., LIMA, A. M. M., ADAMI, M., ANDRADE, M. T. V. S. Monitoramento da abertura no dossel a partir de fotografias hemisféricas com NDVI e MLME em área de concessão florestal: Mamuru-Arapuins/PA. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 7. 2016, p. 1303-15.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do Sensoriamento Remoto e Metodologias de Aplicação**. Viçosa, MG: Editora UFV. 2012. p.72.

MORETTI, M. S., MATRICARDI, E. A. T., COSTA, O. B. D., PEDLOWSKI, M. A., FERREIRA, N. C., & MIGUEL, E. P. Dinâmica espaço-temporal da extração seletiva de madeiras no estado de Mato Grosso entre 1992 e 2016. **Ciência Florestal**, v. 30, 2020, p. 796-808.

OLIVEIRA, A. H. M., CHAVES, J. H., MATRICARDI, E. A. T., FELIX, I. M., MAGLIANO, M. M., & MARTORANO, L. G. 2025. Monitoring sustainable forest management plans in the Amazon: Integrating LiDAR data and PlanetScope imagery. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 38, 2025, p. 101535.

OLIVEIRA, Y. M. M. DE, ROSOT, M. A. D., DA LUZ, N. B., DE MATTOS, P. P., GUIMARÃES, D. P., DE OLIVEIRA, E. B., FREITAS, J. V. DE, ... DA COSTA, C. **Sistema Nacional de Parcelas Permanentes: proposta de modelo metodológico**. Embrapa Florestas. 2005.

PACHECO FILHO, A. J. de S. **Aspectos teóricos dos modelos GAMLSS e aplicação a dados longitudinais**. Monografia (Graduação em Estatística) – Centro de Ciências, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2021, 64 p.

PINAGÉ, E. R.; MATRICARDI, E. A. T. Detecção da infraestrutura para exploração florestal em Rondônia utilizando dados de Sensoriamento Remoto. **Floresta e ambiente**, v. 22, 2015, p. 377-390.

POORTER, L., CRAVEN, D., JAKOVAC, C. C., VAN DER SANDE, M. T., AMISSAH, L., BONGERS, F., ... & HÉRAULT, B. Multidimensional tropical forest recovery. **Science**, 374, n.6573, 2021, p. 1370-1376.

PWA – Precious Woods Amazon. **Resumo Público: Manejo Florestal Sustentável**. Mil Madeiras Preciosas. Acervo Myclimate – Área de Manejo PWA. Manejo Florestal Sustentável. Itacoatiara/AM–Brasil, 2021, 20 p.

QI, J.; CHEHBOUNI, A.; HUETE, A. R.; KERR, Y. H.; SOROOSHIAN, S. A modified soil adjusted vegetation index, **Remote Sensing of Environment**, v.48, n.2, p.119-126, 1994.

QUEIROZ, W. T. **Técnicas de Amostragem em Inventário Florestal nos Trópicos**. Belém: FCAP. Serviço de Documentação e Informação, 1998. 147 p.

RENCZ, Andrew N.; RYERSON, Robert A. (Ed.). **Manual of remote sensing, remote sensing for the earth sciences**. John Wiley & Sons, 1999.

RIGBY, Robert A.; STASINOPOULOS, D. Mikis. Generalized additive models for location, scale and shape. **Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics**, v. 54, n. 3, 2005. p. 507-554.

ROUSE, J. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **NASA Spec. Publ**, v. 351, n. 1, 1974, p. 309.

SCHWARTZ, G.; PEÑA-CLAROS, M.; LOPES, J. C. A.; MOHREN, G. M. J.; KANASHIRO, M. Midterm effects of reduced-impact logging on the regeneration of seven tree commercial species in the Eastern Amazon. **Forest Ecology and Management**, 274. 2012, p. 116-125.

SELLERS, P. J. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. **International journal of remote sensing**, v. 6, n. 8, 1985, p. 1335-1372.

SENAY, G. B.; ELLIOTT, R. L. Combining AVHRR-NDVI and landuse data to describe temporal and spatial dynamics of vegetation. **Forest Ecology and management**, v. 128, n. 1-2, 2000, p. 83-91.

SHIMABUKURO, Y. E., DOS SANTOS, J. R., FORMAGGIO, A. R., DUARTE, V., & RUDORFF, B. F. T. The Brazilian Amazon monitoring program: PRODES and DETER projects. In **Global forest monitoring from earth observation**, Vol. 2012, Cleveland, OH, USA: CRC Press. 2012, p. 153-169.

SHIMABUKURO, Y. E.; MELLO, E. M. K.; MOREIRA, J. C.; DUARTE, V. **Segmentação e classificação da imagem sombra do modelo de mistura para mapear desflorestamento na Amazônia.** INPE, 1997.

SHIMABUKURO, Y. E.; PONZONI, F. J. **Mistura Espectral: modelo linear e aplicações.** Oficina de Textos, 2017.

SILVA, J.N.M.; LOPES, J.C.A.; OLIVEIRA, L.C.; SILVA, S.M.A.; CARVALHO, J.O.P; COSTA, D.H.M.; Melo, M.S.; TAVARES, M.J.M. **Diretrizes para a instalação e medição de parcelas permanentes em florestas naturais da Amazônia Brasileira.** Embrapa Amazônia Oriental, Belém, Pará. 2005.

SILVA, R. P. **Alometria, estoque e dinâmica da biomassa de florestas primárias e secundárias na região de Manaus (AM).** Tese de Doutorado, Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia (INPA/UFAM), Manaus, Amazonas, 2007. 152 pp.

SOARES-FILHO, B. S.; OLIVEIRA, U.; FERREIRA, M. N.; MARQUES, F. F. C.; DE OLIVEIRA, A. R.; SILVA, F. R.; BÖRNER, J. Contribution of the Amazon protected areas program to forest conservation. **Biological Conservation**, 279. 2023, p. 109928.

SOUZA JR, CARLOS M.; ROBERTS, Dar A.; COCHRANE, MARK A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires. **Remote Sensing of Environment**, v. 98, n. 2-3, 2005, p. 329-343.

SOUZA JR., C.; FIRESTONE, L.; MOREIRA, L.; ROBERTS, D. Mapping forest degradation in the eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models. **Remote Sensing of Environment**, New York, v.87, 2003, p.494-506.

SOUZA, C., JR. **Monitoramento da Degradação Florestal.** Em Monitoramento Global de Florestas a partir da Observação da Terra ; Achard, F., Hansen, MC, Eds.; CRC Press: Boca Raton, FL, EUA, 2012, p. 185–208.

SOUZA, M. A. S de. **Dinâmica e produção de uma floresta sob regime de manejo sustentável na Amazônia Central.** *Dissertação* (Pós-graduação) PPGCIFA: Manaus/AM, 2014.

STACY, Edney W. A generalization of the gamma distribution. **The Annals of mathematical statistics**, 1962, p. 1187-1192.

TALLEI, E., RIVERA, L., SCHAAF, A., VIVANCO, C., & POLITI, N. Post-logging changes in a neotropical dry forest composition and structure modify the ecosystem functioning. **Forest Ecology and Management**, 537, 2023, p. 120944.

TARIQ, Aqil et al. Modelling, mapping and monitoring of forest cover changes, using support vector machine, kernel logistic regression and naive bayes tree models with optical remote sensing data. **Heliyon**, v. 9, n. 2, 2023.

VERONA, Jane Delane; SHIMABUKURO, Yosio Edemir; SANTOS, João Roberto dos. Detecção de mudanças em área sob influência da Floresta Nacional do Tapajós-PA,

utilizando o modelo linear de mistura espectral. **Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, v. 10, 2001, p. 1773-1780.

VIDAL, E.; VIANA, V. M.; BATISTA, J. L. F. Crescimento de floresta tropical três anos após colheita de madeira com e sem manejo florestal na Amazônia oriental. **Scientia forestalis**, n. 61, 2002. p. 133-143.

WANG, S. Moving Targets and rolling milestones in Forest Management. In: GROSSBERG, S. P. **Forest management**. New York: Editor Nova, 2009. p.307-309.

WASKE B.; BRAUN M. Classifier ensembles for land cover mapping using multi temporal SAR imagery, **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 64,. 2009, p. 450-457.

WASSEIGE, C.; DEFOURNY, P. Sensoriamento remoto do impacto da exploração madeireira seletiva no manejo de florestas tropicais. **Ecologia e Manejo Florestal** , v. 188, n. 1-3, 2004, p. 161-173.

WICAKSONO, Pramaditya; HAFIZT, Muhammad. Dark target effectiveness for dark-object subtraction atmospheric correction method on mangrove above-ground carbon stock mapping. **IET Image Processing**, v. 12, n. 4, p. 582-587, 2018.

WINSTANLEY, P. DALAGNOL, R., MENDIRATTA, S., BRAGA, D., GALVÃO, L. S., & BISPO, P. D. C. Post-logging canopy gap dynamics and forest regeneration assessed using airborne LiDAR time series in the Brazilian Amazon with attribution to gap types and origins. **Remote Sensing**, v. 16, n. 13, 2024, p. 2319.

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

YAN, K., GAO, S., CHI, H., QI, J., SONG, W., TONG, Y; YAN, G. Evaluation of the vegetation-index-based dimidiated pixel model for fractional vegetation cover estimation. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 60, 1-14, 2021.

ZANOTTA, D. C.; FERREIRA, M. P.; ZORTEA, M. **Processamento de imagens de satélite**. São Paulo: Oficina de Textos, 2019.

ZHANG, C.; KOVACS, J. M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. **Precision agriculture**, v. 13, n. 6. 2012. p. 693-712.

ZHOU, F.; ZHONG, D. Kalman filter method for generating time-series synthetic Landsat images and their uncertainty from Landsat and MODIS observations. **Remote Sensing of Environment**, [s.l.], v. 239, 2020, p.11628-111653.