



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOCIÊNCIAS APLICADAS

YURI ROBERTA YAMAGUCHI DE PAIVA

**AVALIAÇÃO DA COBERTURA FLORESTAL EM TERRA INDÍGENA NA
AMAZÔNIA LEGAL, POR MEIO DE MODELAGEM ESPECTRAL DE SEQUESTRO
DE CARBONO**

Dissertação de Mestrado nº 136

Área de Concentração: Geoprocessamento e Análise Ambiental

Brasília – DF

2018

YURI ROBERTA YAMAGUCHI DE PAIVA

**AVALIAÇÃO DA COBERTURA FLORESTAL EM TERRA INDÍGENA NA
AMAZÔNIA LEGAL, POR MEIO DE MODELAGEM ESPECTRAL DE SEQUESTRO
DE CARBONO**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geociências Aplicadas do Instituto de Geociências da Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Geociências Aplicadas, cuja área de concentração é Geoprocessamento e Análise Ambiental.

Prof. Dr. Gustavo Macedo de Mello Baptista

Orientador

Brasília – DF

2018

FICHA CATALOGRÁFICA

PAIVA, Yuri Roberta Yamaguchi de

Avaliação da Cobertura Florestal em Terra Indígena da Amazônia Legal, por meio de Modelagem Espectral de Sequestro de Carbono.

88p.

Dissertação de Mestrado nº 136 - Universidade de Brasília / Instituto de Geociências, 2018.

1. Floresta Amazônica; 2. Áreas Protegidas; 3. Corte Seletivo; 4. Mistura Espectral; 5. Sentinel-2.

REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA

PAIVA, Y. R. Y. Avaliação da Cobertura Florestal em Terra Indígena da Amazônia Legal, por meio de Modelagem Espectral de Sequestro de Carbono. 2018. 88p. Dissertação de Mestrado - Instituto de Geociências, Universidade de Brasília, Brasília - Distrito Federal.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DA AUTORA: Yuri Roberta Yamaguchi de Paiva

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: Avaliação da Cobertura Florestal em Terra Indígena da Amazônia Legal, por meio de Modelagem Espectral de Sequestro de Carbono.

GRAU: Mestre

ANO: 2018

É concedida à Universidade de Brasília permissão para reproduzir cópias desta dissertação de mestrado e para emprestar ou vender tais cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. A autora reserva-se a outros direitos de publicação e nenhuma parte desta dissertação pode ser reproduzida sem autorização por escrito do autor.

Yuri Roberta Yamaguchi de Paiva

yuri.roberta@gmail.com

YURI ROBERTA YAMAGUCHI DE PAIVA

**AVALIAÇÃO DA COBERTURA FLORESTAL EM TERRA INDÍGENA NA
AMAZÔNIA LEGAL, POR MEIO DE MODELAGEM ESPECTRAL DE SEQUESTRO
DE CARBONO**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geociências Aplicadas do Instituto de Geociências da Universidade de Brasília, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Geociências Aplicadas, cuja área de concentração é Geoprocessamento e Análise Ambiental.

6 de agosto de 2018

Prof. Dr. Gustavo Macedo de Mello Baptista (Presidente – UnB)

Prof. Dr. Edson Eiji Sano (UnB – Universidade de Brasília)

Prof. Dr. Rodrigo Nogueira de Vasconcelos (UEFS – Universidade Estadual Feira de Santana)

RESUMO

Cerca de 55% do estoque de carbono florestal está armazenado nas florestas tropicais, e o desmatamento nesse tipo de floresta contribui para a liberação de grandes quantidades de dióxido de carbono (CO₂) para a atmosfera. O estabelecimento de regimes de proteção legalmente constituídos em grandes áreas de cobertura florestal é decisivo para a contenção do desmatamento; nesse sentido, pode-se citar a presença de Terras Indígenas, que representam 21,2% de toda a Amazônia Legal. Apesar das baixas taxas de desmatamento registradas nesses territórios, ressalte-se que também estão suscetíveis à extração madeireira por corte seletivo, atividade na qual as espécies de maior valor comercial são removidas da floresta, deixando vestígios na paisagem. Diferentemente do desmatamento a corte raso, que é prontamente detectado por imagens de satélite, a degradação por corte seletivo é espacialmente difusa, dificultando sua identificação. Assim, o modelo linear dos mínimos quadrados foi aplicado sobre imagens do satélite Sentinel-2 (foram utilizadas as bandas com resolução espacial de 10 m, bem como as bandas com resolução de 20 m reamostradas para 10 m), para estimar a separação da mistura espectral dos pixels e estimar as frações de vegetação fotossinteticamente ativa, solo e sombra que compõem a Terra Indígena Karipuna, situada no Estado de Rondônia. Também foi testada a eficiência do índice espectral de vegetação denominado *Spectral Feature Depth Vegetation Index* – SFDVI no auxílio à detecção de corte seletivo. No presente estudo foram identificados 133.732,20 hectares, ou 87,65% de vegetação fotossinteticamente ativa na Terra Indígena Karipuna, diante de uma correlação de 78% com os dados de campo (foi utilizado o coeficiente de Pearson a um nível de significância de 1%). A correlação sobe para 79% se aplicado o índice espectral SFDVI integrado à modelagem espectral, o que representa um aumento na detecção de 8.510,18 hectares de corte seletivo, ou uma eficiência 50,7% maior na identificação da feição solo da modelagem, resultando na identificação de 125.729 hectares de vegetação fotossinteticamente ativa na referida terra indígena (82,44% da área). A melhor separabilidade da fração vegetação com o uso do índice SFDVI representa maior sensibilidade da modelagem integrada a esse índice espectral à detecção de cobertura florestal na Amazônia Legal. Isso pode ser explicado pela presença das bandas Red Edge 1 e Verde, que contribuem para uma maior discriminação de fitofisionomias de vegetação, bem como pela própria configuração da fórmula do índice, que avalia as profundidades das feições espectrais. Em um comparativo com os resultados obtidos pela modelagem aplicada em imagem Landsat-8/OLI, que apresentou uma correlação de apenas 42% pelo coeficiente de Spearman, tendo sido identificados 95% de vegetação fotossinteticamente ativa (valores superestimados em relação aos dados obtidos junto ao Sentinel-2), é possível concluir que o sucesso do processamento executado em imagens Sentinel-2 deve-se a dois fatores primordiais: a resolução espacial de 10 metros e a inclusão de quatro bandas voltadas a estudos com vegetação: três Red Edge e uma banda no platô do infravermelho próximo – NIR-2. É importante destacar que Programas de conservação e mitigação de mudanças climáticas (como o REDD+, mantido pela ONU) vêm demandando estimativas de mudanças de uso e ocupação do solo cada vez mais precisas, e que os resultados aqui apresentados encontram-se de acordo com essas diretrizes ao demonstrar maior acurácia na avaliação da cobertura vegetal na Amazônia Legal brasileira.

Palavras-chave: Floresta Amazônica, áreas protegidas, corte seletivo, Sentinel-2, mistura espectral, sensoriamento remoto.

ABSTRACT

Tropical deforestation plays an important role in the global carbon cycle and in the biospheric climate. Approximately 55% of the world's terrestrial carbon is stored on tropical forests, and deforestation contributes to the release of enormous quantities of CO₂ (carbon dioxide) into the atmosphere. The establishment of protective areas, legally constituted, into large forestry areas is mandatory to contain deforestation, which also affects Indigenous Lands; these territories represent 21,2% of the Brazilian Legal Amazon. Even though Indigenous Lands present low deforestation rates, it is important to emphasize that they are susceptible to selective logging, an activity in which the most commercially valuable timber resources are removed from the forest, leaving patches in the landscape. Oppositely to clearing, forest degradation through selective logging causes subtler changes to the forest canopy; such changes are more challenging to be detected by remote sensing. Therefore, the least square linear spectral mixture model was applied in orbital images of the satellite Sentinel-2 (using 10 m spatial resolution bands, as well as 20 m spatial resolution bands resampled to 10 m), in order to estimate the separability of the pixels containing spectral mixture and to estimate the vegetation, soil and shadow fractions that constitute the Karipuna Indigenous Land, situated in the Brazilian Amazon's state of Rondônia. It was also tested the efficiency of the spectral vegetation indice Spectral Feature Depth Vegetation Index – SFDVI in the detection of selective logging. In this study, 133.732,20 hectares, or 87,65% of photosynthetic active vegetation, have been identified in the Karipuna Indigenous Land (it was obtained through a 78% Pearson's correlation with the field data, significant at the 1% level). The Person's correlation goes to 79% when the spectral indice SFDVI is applied to the modeling, which represents an increase of 8.510,18 hectares in the detection of selective logging, or an efficiency 50,7% larger in the identification of the soil fraction in the modeling, resulting in the detection of 125.729 hectares of photosynthetic active vegetation in the referred Indigenous Land (82,44% of the area). The better separability of the vegetation fraction using the spectral indice SFDVI indicates a greater sensibility of the modeling integrated to this spectral indice to the detection of vegetation cover in the Legal Amazon. This is due to the presence of the bands Red Edge 1 and Green, which contributes to a better discrimination phytognomies of the vegetation, as well as the configuration of the indice's formula itself, which aims to evaluate the depth of the spectral features. Comparing the results obtained by the modeling applied to a Landsat-8/OLI satellite image, which produced a correlation of 42%, leading to a 95% of photosynthetic active vegetation (overestimated values, if compared to the values obtained with the Sentinel-2 analysis), it is possible to conclude that the success of the processing executed in Sentinel-2 satellite images is due two factors: the 10 meters spatial resolution and the inclusion of four bands, settled for vegetation studies: three Red Edge and one band in the near infrared plateau (NIR-2). Monitoring and conservation schemes, such as REDD (Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation) have been demanding more accurate estimates of land cover changes. By those means, the presented results are in accordance with those guidelines, since they demonstrate better accuracy to generate more precise results for the assessment of the Amazon forest cover.

Keywords: Amazon Forest, protected areas, selective logging, Sentinel-2, spectral mixture, remote sensing.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AFRI – *Aerosol Free Vegetation Index*

CO₂ – Dióxido de Carbono

CIMI – Conselho Indigenista Missionário

DETER – Sistema de Detecção de Desmatamento em Tempo Real

DVI – *Difference Vegetation Index*

ENVI – *ENvironment for Visualizing Images*

ESA – *European Space Agency*

ETM+ – *Enhanced Thematic Mapper Plus*

FLAASH – *Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes*

FUNAI – Fundação Nacional do Índio

GLA – *Gap Light Analyzer*

GEMI – Índice Global de Monitoramento Ambiental

GIMP – *GNU Image Manipulation Program*

GNDVI – *Green Normalized Difference Vegetation Index*

GRVI – *Green-Red Vegetation Index*

IBAMA – Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IES – *Institute of Ecosystem Studies*

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

Landsat – *Land Remote-Sensing Satellite (System)*

MMA – Ministério do Meio Ambiente

MNF – *Minimum Noise Fraction*

MODIS – *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*

MPF – Ministério Público Federal

MSAVI – *Modified Soil Adjusted Vegetation Index*

MSI – *Multispectral Instrument*

NASA – *National Aeronautics & Space Administration*

NDII – *Normalized Difference Infrared Index*

NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*

NIR – Infravermelho Próximo (*Near-Infrared*)

NIR-2 – Platô do infravermelho próximo

NPV – Vegetação não-fotossintética (*Nonphotosynthetic Vegetation*)

OLI – *Operational Land Imager*

ONU – Organização das Nações Unidas

OSAVI – *Optimized Soil Adjusted Vegetation Indice*

PGR – Procuradoria Geral da República

Pixel – *Picture Element*

PPCDam – Planos de Ação para a Prevenção e o Controle do Desmatamento na Amazônia Legal

PRODES – Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite

REDD+ – *Reducing Emissions from Deforestation and Degradation*

RENDVI – *Red Edge Normalized Difference Vegetation Index*

SNAP – *Sentinel Application Platform*

Sen2Cor – *Sentinel 2 atmospheric Correction*

SFDVI – *Spectral Feature Depth Vegetation Index*

SPOT – *Systeme Probatoire D'Observation De La Terre*

SWIR – *Short-wave Infrared*

TI – Terra Indígena

USGS – *United States Geological Survey*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Áreas protegidas na Amazônia Legal brasileira.	14
Figura 2: Trajetória do desmatamento mapeada pelo INPE e meta de redução para 2020 (PPCDAm/MMA, 2016).	16
Figura 3: Variação do desmatamento por categorias fundiárias, segundo o INPE	16
Figura 4: Imagem aérea de corte seletivo, com estrada aberta para transporte de madeira (adaptado de Franke et al., 2012).	17
Figura 5: Bandas espectrais versus resolução espacial (Fonte: Immitzer, Vuolo and Atzberger, 2016).	19
Figura 6: Mistura para três sensores com resoluções espaciais diferentes e quatro classes de cobertura de terreno (Shimabukuro e Ponzoni, 2017).	21
Figura 7: Dispersão dos pixels de uma imagem no gráfico formado pelas bandas do vermelho e do infravermelho próximo (Shimabukuro e Ponzoni, 2017).	22
Figura 8: Composição das imagens-fração a partir das classes determinadas por Souza et al. (2003) para avaliação de degradação florestal (floresta degradada, floresta explorada por corte seletivo, regeneração florestal e floresta intacta).	22
Figura 9: Demonstração da linearidade de um modelo de mistura espectral, no qual o espectro com mistura é uma combinação linear dos espectros dos materiais puros localizados na área do pixel com a abundância dos componentes fracionados (adaptado de Exelis, 2014).	23
Figura 10: Demonstração gráfica do índice SFDVI em curva espectral de vegetação ajustada às bandas do Sentinel-2, onde a linha tracejada em preto representa a profundidade da feição mensurada pelo índice.	25
Figura 11: Demonstração gráfica do índice SFDVI em curva espectral de solo exposto ajustada às bandas do Sentinel-2, onde a linha tracejada em preto representa a profundidade da feição mensurada pelo índice.	26
Figura 12: Fotografia hemisférica obtida no dia 08/08/2017, às coordenadas.	27
Figura 13: Diagrama que apresenta os processamentos digitais testados para a detecção de degradação florestal na Terra Indígena Karipuna.	28
Figura 14: Área de estudo – Terra Indígena Karipuna, situada nos municípios de Porto Velho e Nova Mamoré, Estado de Rondônia.	30
Figura 15: Desmatamentos a corte raso detectados pelo PRODES na TI Karipuna e arredores. Fonte: (CIMI, 2018b).	31
Figura 16: Áreas de coleta das fotografias hemisféricas.	32
Figura 17: Localização dos endmembers selecionados para execução do modelo linear de mistura espectral: (A) Solo, (B) Floresta e (C) Água.	34
Figura 18: Curvas espectrais dos endmembers selecionados para execução do modelo linear de mistura espectral: vermelho = Solo, verde = Floresta e azul = Água.	35
Figura 19: Imagens de locais de obtenção das fotografias hemisféricas de validação: (A) Composição colorida R-4 G-8 B-2 da imagem Sentinel-2/MSI 20LLQ; (B) Composição colorida R-fração solo, G-fração vegetação, B-fração sombra, com os resultados da modelagem linear de mistura espectral; (C) Fração solo; (D) Fração vegetação; (E) Fração sombra. As fotografias tiradas em 08/08/2017 demonstram a ocorrência de corte seletivo na TI Karipuna: (F) ramal formado pela retirada das árvores (9°52'22,6"S, 64°27'16,2"W); (G) toras de madeira nativa recém-extraídas (9°51'50,9"S, 64°27'33,2"W); (H) madeira serrada logo após a extração, no interior da terra indígena (9°52'23,4"S, 64°27'16,1"W).	36
Figura 20: Seleção da imagem Sentinel-2 com feições de corte raso (composição	

colorida R-4 G-8 B-2). Com o acionamento do plugin “Gimp selection feature”, a imagem de interesse é enviada do QGIS para o Gimp (botão “Send image”, em destaque).....	38
Figura 21: Seleção por cor das feições de corte raso, feita manualmente no software Gimp.....	39
Figura 22: Conversão das feições selecionadas em polígonos no formato shapefile pelo QGIS (após acionamento do botão “Get features”, presente no plugin “Gimp selection feature”).	40
Figura 23: Diagramas demonstrando a exclusão de feições com auxílio do software Gimp, para obtenção de corte seletivo a partir da imagem-fração solo (diagrama à esquerda) e sombra, após exclusão das feições de água e queimada da imagem-fração sombra (diagrama à direita).	40
Figura 24: Exemplos de lentes “olho de peixe”, acopláveis a smartphones.....	42
Figura 25: Imagem registrada pelo GLA; o software gerou uma grade com 36 regiões de azimute e 9 regiões de zênite.....	43
Figura 26: Classificação dos pixels da imagem como componentes do dossel (folhagem e madeira em cor preta) e abertura do dossel (em cor branca).	44
Figura 27: Teste t de Student bilateral.....	47
Figura 28: Gráfico da normalidade dos dados das amostras de validação (fotografias hemisféricas).....	49
Figura 29: Gráfico de normalidade da fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, segundo valores obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas (aplicado em imagem Sentinel-2).	50
Figura 30: Gráfico que demonstra a distribuição dos dados da fração vegetação obtidos pelo modelo linear de mistura espectral em relação à média das amostras de validação (linha tracejada em vermelho).	52
Figura 31: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,78, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das amostras de validação (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral.	53
Figura 32: Gráfico que demonstra a disponibilidade de informação em cada banda da imagem, após aplicado a técnica “Minimum Noise Fraction”	55
Figura 33: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,51, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das amostras de validação (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, após aplicada a técnica “Minimum Noise Fraction”.	55
Figura 34: Gráfico que demonstra a distribuição dos dados da fração vegetação obtidos pelo modelo linear de mistura espectral, após aplicada a técnica “Minimum Noise Fraction”, em relação à média das amostras de validação (linha tracejada em vermelho).	57
Figura 35: Gráfico de normalidade dos valores de SFDVI obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas (aplicado em imagem Sentinel-2).....	59
Figura 36: Gráfico que demonstra a distribuição dos valores de SFDVI obtidos nos mesmos pixels de localização das fotografias hemisféricas, em relação à média das fotografias hemisféricas (linha tracejada em vermelho).....	61
Figura 37: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,79, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das fotografias hemisféricas (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura	

espectral integrado com o índice espectral SFDVI.	62
Figura 38: Resultados do índice espectral SFDVI em imagem Sentinel-2 (os valores encontrados estão entre parênteses): (A) Solo (0,00850), (B) Floresta (0,13995) e (C) Água (-0,00070).....	64
Figura 39: Resultados do índice espectral NDVI em imagem Sentinel-2 (os valores encontrados estão entre parênteses): (A) Solo (0,25486), (B) Floresta (0,86338) e (C) Água (-0,39303).....	65
Figura 40: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de -0,38, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das amostras das fotografias hemisféricas (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral integrado com o índice espectral NDVI.	66
Figura 41: Gráfico que demonstra a distribuição dos dados da fração vegetação obtidos pelo modelo linear de mistura espectral integrado ao índice NDVI, onde a média das amostras obtidas pelas fotografias hemisféricas não aparece dentro do intervalo de confiança.	67
Figura 42: Gráfico que demonstra a não-normalidade da fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, em valores obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas, aplicado em imagem Landsat-8.....	69
Figura 43: Gráfico que demonstra o resultado do Teste de Wilcoxon para a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral aplicado a imagem Landsat-8, em valores obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas.....	70
Figura 44: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,42, segundo coeficiente de Spearman, entre os dados das fotografias hemisféricas (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, aplicado em imagem Landsat-8.....	71
Figura 45: Curvas de reflectância espectral de estágios sucessionais de vegetação para as bandas multiespectrais dos sensores Landsat-8/OLI (a) e Sentinel-2/MSI (b) (Fonte: Sothe et al., 2017).....	73
Figura 46: Diagrama de dispersão demonstrando a relação entre os valores de dossel registrados pelas lentes hemisféricas e os valores obtidos pelo modelo linear de mistura espectral integrado ao índice SFDVI.	75
Figura 47: Diagrama de dispersão demonstrando a relação entre os valores de dossel registrados pelas lentes hemisféricas e os valores obtidos pelo modelo linear de mistura espectral, sem uso do índice SFDVI.....	75
Figura 48: Demonstração dos resultados da modelagem de mistura espectral na TI Karipuna (A); detalhe de região com corte seletivo em imagem Sentinel-2, composição colorida R-4 G-8 B-2 (B); detalhe com fração solo, resultante da modelagem (C); composição colorida R-Solo G-Vegetação B-Sombra, com arquivo shapefile contendo resultado do corte seletivo sobreposto (em cor vermelha) (D).....	77

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Imagens orbitais utilizadas nas modelagens espectrais:	33
Quadro 2: Valores da abertura do dossel e vegetação do dossel correspondente às fotografias hemisféricas obtidas em campo:	45
Quadro 3: Síntese dos resultados estatísticos apresentados para as técnicas de geoprocessamento testadas para detecção de corte seletivo:	48
Quadro 4: Resultados do teste t de Student para os dados da fração vegetação da mistura linear relacionados com as amostras de validação:	51
Quadro 5: Valores das frações solo, vegetação e sombra gerados pelo modelo linear de mistura espectral, com e sem uso da técnica Minimum Noise Fraction:	54
Quadro 6: Resultados do teste t de Student para os dados da modelagem executada utilizando a técnica Minimum Noise Fraction, relacionados com as amostras de validação:	56
Quadro 7: Valores das frações solo, vegetação e sombra gerados pelo modelo linear de mistura espectral, integrado aos índices de vegetação SFDVI e NDVI:	58
Quadro 8: Resultados do teste t de Student para os dados da modelagem integrada com o índice SFDVI, relacionados com os resultados das fotografias hemisféricas:	60
Quadro 9: Relações lineares entre índices de vegetação (variáveis independentes) obtidos a partir de imagens Landsat e cobertura florestal do dossel (variável dependente) calculada a partir de mensurações de campo:	63
Quadro 10: Resultados do teste t de Student para os dados da modelagem integrada com o índice NDVI, relacionados com as fotografias hemisféricas:.....	65
Quadro 11: Valores das frações solo, vegetação e sombra gerados pelo modelo linear de mistura espectral com imagem Landsat-8/OLI:.....	68
Quadro 12: Resultados do teste t de Student para os dados da modelagem executada com imagem Landsat-8/OLI, relacionados com as fotografias hemisféricas:.....	70
Quadro 13: Comparativo entre comprimentos de onda dos sensores dos satélites Landsat-8/OLI e Sentinel-2/MSI:	72
Quadro 14: Áreas resultantes da modelagem linear de mistura espectral para as frações vegetação, solo e sombra relativas à Terra Indígena Karipuna:	74
Quadro 15: Áreas resultantes da modelagem linear de mistura espectral para vegetação fotossinteticamente ativa, corte seletivo, corte raso, queimada, sombra e água, relativas à Terra Indígena Karipuna:.....	76

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1. Imagens orbitais do satélite Sentinel-2	18
2.2. Modelo linear de mistura espectral	20
2.3. Índice espectral SFDVI	25
2.4. Fotografias hemisféricas	27
3. OBJETIVOS	28
4. MATERIAL E MÉTODOS	29
4.1. Área de estudo	29
4.2. Obtenção e pré-processamento das imagens Sentinel-2	32
4.3. Processamento das imagens Sentinel-2	34
4.3.1. Separação das porções de corte seletivo, queimada e água	37
4.4. Processamentos adicionais	41
4.4.1. Imagens orbitais do satélite Landsat-8/OLI	41
4.4.2. “ <i>Minimum Noise Fraction</i> ”	41
4.4.3. Índice espectral NDVI	41
4.5. Processamento das fotografias hemisféricas	42
4.6. Análise estatística da correlação entre as fotografias hemisféricas e a modelagem espectral	45
5. RESULTADOS E DISCUSSÃO	48
5.1. Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado a imagens Sentinel-2/MSI	48
5.2. Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado após a técnica “ <i>Minimum Noise Fraction</i> ”	54
5.3. Aplicação do Índice Espectral SFDVI a imagens Sentinel-2/MSI	57
5.4. Aplicação do Índice Espectral NDVI a imagens Sentinel-2/MSI	64
5.5. Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado a imagem Landsat-8/OLI	68
5.6. Mensuração das áreas fotossinteticamente ativas e sem resposta fotossintética	73
5.7. Importância das áreas protegidas para a contenção do desmatamento	79
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS	80
REFERÊNCIAS	81
APÊNDICE I	87
APÊNDICE II	88

1. INTRODUÇÃO

Florestas tropicais possuem um papel importante no ciclo global de carbono e na regulação do clima biosférico (Bijalwan *et al.*, 2010), devido à sua capacidade de sequestrar e armazenar grandes quantidades de carbono (Canadell & Raupach, 2008; Malhi & Grace, 2000), cobrindo uma área global de aproximadamente 13,4 milhões de km² (Ometto *et al.*, 2014). Geograficamente, 55% do estoque de carbono florestal está armazenado na região tropical (Pan *et al.*, 2011), sendo que seu maior reservatório está situado nos 5,1 milhões de km² que compõem a Amazônia Legal Brasileira (Nogueira *et al.*, 2015; Yanai *et al.*, 2016).

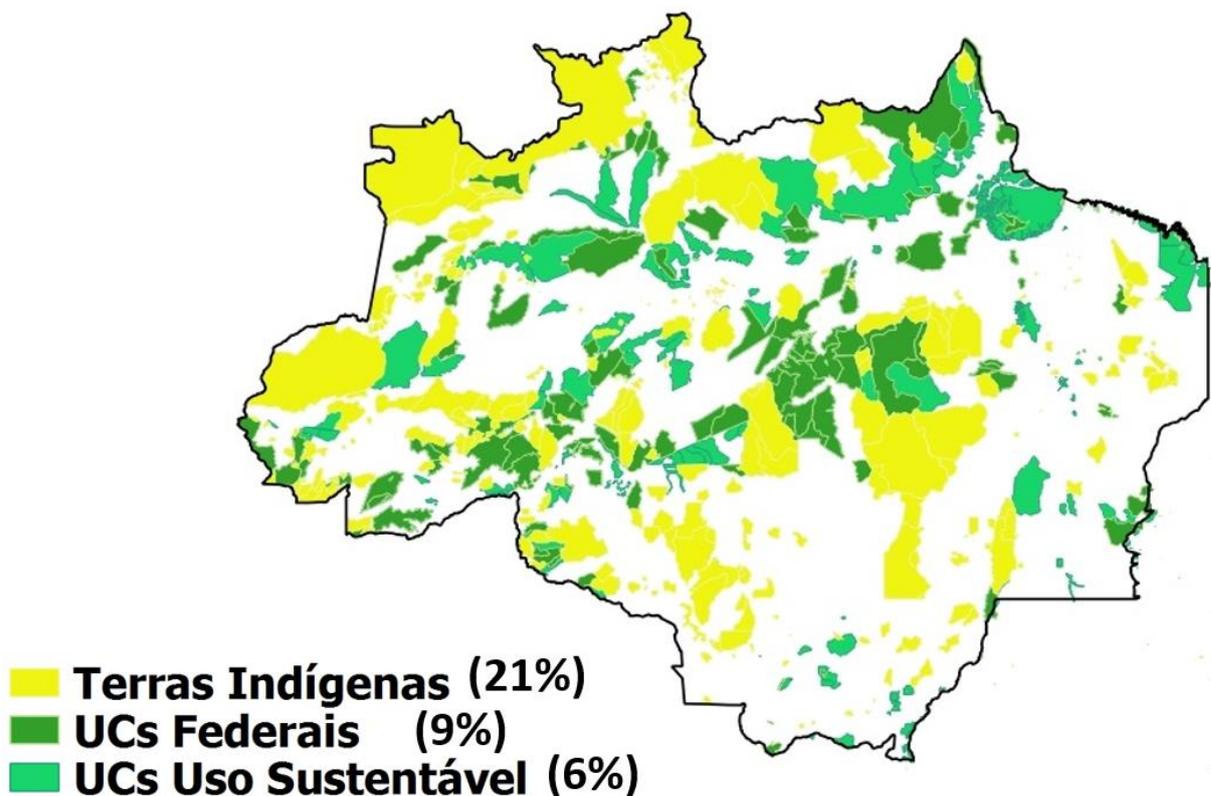


Figura 1: Áreas protegidas na Amazônia Legal brasileira.

A Amazônia Legal brasileira (Figura 1) ocupa cerca de 60% do país (Nogueira *et al.*, 2015). Foi inicialmente definida pela Lei nº 1.806, de 06 de janeiro de 1953, e atualmente encontra-se instituída no Código Florestal (Lei nº 12.651, de 25 de maio de 2012) como a região composta pelos estados do Acre, Amazonas, Amapá, Mato Grosso, Pará, Roraima, Rondônia, parte do Tocantins (porção norte do paralelo 13° S) e parte do Maranhão (oeste do meridiano 44° O).

Todavia, a ocorrência de desmatamento e queimadas em florestas tropicais causam não somente uma grande perda de diversidade em seu ecossistema, como também contribuem para a liberação de grandes quantidades de dióxido de carbono (CO₂) para a atmosfera (Bijalwan *et al.*, 2010). Em contrapartida, reduções recentes nas taxas de desmatamento em regiões tropicais apontam para uma redução também no total de emissões de carbono antropogênico para a atmosfera (Quéré, Le *et al.*, 2013).

Segundo monitoramento conduzido pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, foram identificados 21.100 km² de desmatamento na Amazônia Legal entre os anos de 2012 e 2015. O ano de 2015 apontou uma taxa de desmatamento de 6.207 km²; esse valor representa um aumento de 24% em relação à taxa calculada para 2014, mas ainda é a quarta menor taxa de desmatamento desde 1988 (PPCDAm/MMA, 2016) (Figura 2). Entretanto, esse monitoramento é voltado para o mapeamento do corte raso, em uma área mínima de 6,25 hectares (Projeto PRODES/INPE, 2013). Segundo Fearnside (1997), o impacto da extração seletiva em florestas tropicais intactas representa de 4 a 7% da liberação anual de carbono gerada pelo desmatamento.

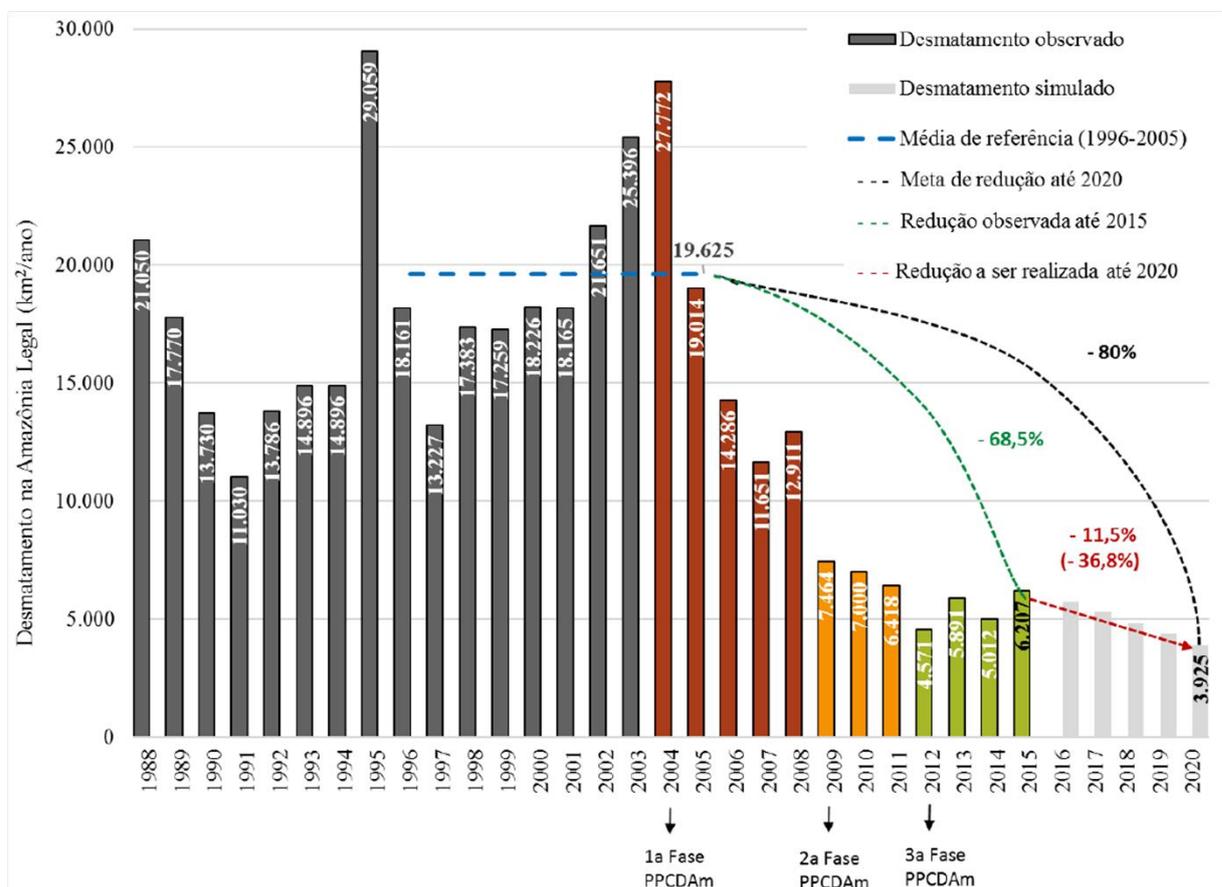


Figura 2: Trajetória do desmatamento mapeada pelo INPE e meta de redução para 2020 (PPCDAm/MMA, 2016).

Apesar da tendência de queda, é importante destacar que Programas de conservação e mitigação de mudanças climáticas (como o REDD+, ‘*Reducing Emissions from Deforestation and Degradation*’, mantido pela Organização das Nações Unidas – ONU) têm demandado estimativas cada vez mais precisas (Franke *et al.*, 2012; Sy, De *et al.*, 2015), o que, nesse caso, incluiria tanto o monitoramento do desmatamento a corte raso como da degradação florestal por corte seletivo (Franke *et al.*, 2012).

Um importante passo que vem sendo adotado por países com porções de seus territórios cobertos pela Floresta Amazônica tem sido o estabelecimento de áreas protegidas como estratégia de conservação (Pedlowski *et al.*, 2005). Cerca de 30% dos 5 milhões de km² que compõem a Amazônia Legal estão sob a forma de algum tipo de proteção legal (Pfaff *et al.*, 2015), na qual se inclui a presença de Terras Indígenas (TI’s), que representam 12,5% do território brasileiro e 21,2% do território da Amazônia Legal (PPCDAm/MMA, 2016).

	Área Privada/Outras	Assentamento	Gleba	Terra Indígena	Unidade de Conservação	
					Proteção Integral	Uso Sustentável
2004	46,9%	18,0%	26,3%	2,2%	1,8%	5,1%
2005	46,6%	20,5%	25,4%	1,9%	1,1%	4,2%
2006	36,6%	22,4%	31,3%	1,8%	2,1%	9,0%
2007	35,2%	22,1%	30,5%	2,0%	1,0%	11,8%
2008	37,8%	24,0%	28,8%	3,0%	0,9%	5,4%
2009	29,5%	28,3%	28,3%	5,0%	0,8%	8,2%
2010	33,1%	25,6%	28,6%	4,2%	0,8%	7,9%
2011	32,6%	28,1%	28,9%	3,7%	0,5%	5,5%
2012	34,0%	27,4%	27,7%	3,3%	0,6%	6,9%
2013	34,9%	27,0%	26,6%	3,0%	0,5%	8,0%
2014	32,6%	23,2%	22,0%	1,6%	0,3%	7,7%
2015	36,1%	27,4%	25,1%	1,2%	0,8%	9,3%

Figura 3: Variação do desmatamento por categorias fundiárias, segundo o INPE (Fonte: PPCDAm/MMA, 2016).

As Terras Indígenas apresentam baixas taxas de desmatamento, conforme levantamento realizado pelo INPE, tendo sido detectado apenas 1,2% de corte raso no ano de 2015 (PPCDAm/MMA, 2016) (Figura 3). No entanto, essas áreas protegidas estão suscetíveis à extração madeireira por corte seletivo (Figura 4) (Shahabuddin & Rao, 2010), atividade na qual as espécies de maior valor comercial são removidas da floresta, o que deixa vestígios na paisagem, tais como clareiras formadas pela queda

das árvores, estradas para o transporte dos troncos das árvores, pátios para armazenagem de madeira, bem como floresta danificada (Matricardi *et al.*, 2013; Nepstad *et al.*, 2006).



Figura 4: Imagem aérea de corte seletivo, com estrada aberta para transporte de madeira (adaptado de Franke *et al.*, 2012).

As técnicas de monitoramento que utilizam o sensoriamento remoto para a detecção de desmate a corte raso já se encontram bem estabelecidas; como exemplo, podemos citar o Projeto de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal por Satélite (PRODES), conduzido pelo INPE, que calcula anualmente a taxa de desmatamento por corte raso da Amazônia Legal (INPE, 2013). Entretanto, a degradação por corte seletivo causa mudanças mais sutis na cobertura florestal, menores em escala e mais difíceis de detectar por sensoriamento remoto (Asner *et al.*, 2005; Franke *et al.*, 2012). Geralmente, essas atividades são ilegais, e representam o passo inicial para um desmatamento em curso.

Danos causados na cobertura florestal por corte seletivo na ordem de apenas 5-10% são capazes de deixar um efeito duradouro na fenologia da floresta amazônica, levando a uma redução progressiva da umidade e clorofila nos indivíduos arbóreos ao longo da estação seca (Koltunov *et al.*, 2009). Na Amazônia brasileira, para a remoção

de alguns poucos indivíduos com valor comercial (de 2 a 9 espécies madeireiras por hectare de floresta degradada) é gerado um processo de extração que resulta em danos consideráveis no solo e no dossel da floresta (Broadbent *et al.*, 2008). A extração seletiva tem a capacidade de se estender profundamente em florestas previamente intactas, causando impactos que podem se desdobrar por anos, como o aumento de sua suscetibilidade ao fogo, bem como a facilitação de acesso a caçadores (Broadbent *et al.*, 2008).

Os efeitos do corte seletivo podem interagir com outros parâmetros capazes de alterar de forma duradoura a capacidade de armazenamento de carbono das florestas tropicais (Osazuwa-Peters *et al.*, 2015). Em avaliação de imagens orbitais Landsat da Amazônia Legal, foi estimado um aumento de ~300% de degradação florestal por corte seletivo e uso do fogo ao longo de sete anos, sendo que o corte seletivo foi responsável pela perda de ~2% do total da cobertura florestal (Matricardi *et al.*, 2013). Segundo este mesmo estudo, 2,4% do corte seletivo e 1,3% das queimadas detectadas se situavam dentro de áreas protegidas; apesar dos baixos valores, os autores informam ter observado um aumento dessas atividades antropogênicas no interior das áreas protegidas ao longo dos sete anos abrangidos pela pesquisa. Ademais, o impacto da extração seletiva em florestas tropicais intactas representa de 4 a 7% da liberação anual de carbono gerada pelo desmatamento (Fearnside, 1997).

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Imagens orbitais do satélite Sentinel-2

Existem estudos nos quais a degradação e a estrutura do dossel da floresta Amazônica brasileira foi mapeada por meio de imagens orbitais IKONOS (Palace *et al.*, 2008; Souza *et al.*, 2003), que possuem alta resolução espacial (01 metro), porém elevado custo de aquisição. Foram conduzidos levantamentos para avaliar os efeitos do corte seletivo na Amazônia utilizando imagens Landsat (resolução espacial de 30 metros) em área de manejo florestal autorizado (Asner *et al.*, 2002), para quantificar a fragmentação florestal (Broadbent *et al.*, 2008) e para avaliar as intensidades de degradação e incêndios florestais (Matricardi *et al.*, 2013). Franke e colaboradores (2012) avaliaram, por meio de imagens RapidEye (resolução de 6,5 metros), trechos de florestas tropicais pantanosas na Indonésia, com foco na detecção de extração seletiva ilegal, de pequena escala; estes autores sugerem o uso de uma resolução

espacial de no mínimo 10 metros, que é o caso do sensor de eleição para execução do presente trabalho.

O sensor Multispectral Instrument (MSI) opera a bordo do satélite Sentinel-2, que possui uma alta capacidade de revisita (5 dias com dois satélites). O sensor MSI apresenta um grande campo de visada (290km), resolução espacial de 10m, 20m e 60m, e 13 bandas espectrais, distribuídas da seguinte forma (Gascon *et al.*, 2014, Baillarin *et al.*, 2011):

- 4 bandas a 10m: as clássicas azul (490nm), verde (560nm), vermelho (665nm) e infravermelho próximo (842nm), para aplicações relacionadas ao uso da terra;
- 6 bandas a 20m: 4 bandas estreitas no domínio espectral de vegetação denominado *Red Edge* (705nm, 740nm, 783nm e 865nm), e duas bandas mais largas no infravermelho de ondas curtas (1610nm e 2190nm), para detecções de neve/gelo/nuvens, bem como para avaliações de estresse vegetacional;
- 3 bandas a 60m, voltadas à correção atmosférica (443nm para aerossóis e 940nm para vapor de água) e para detecção de *cirrus* (1380nm). A distribuição das bandas pode ser visualizada na Figura 5:

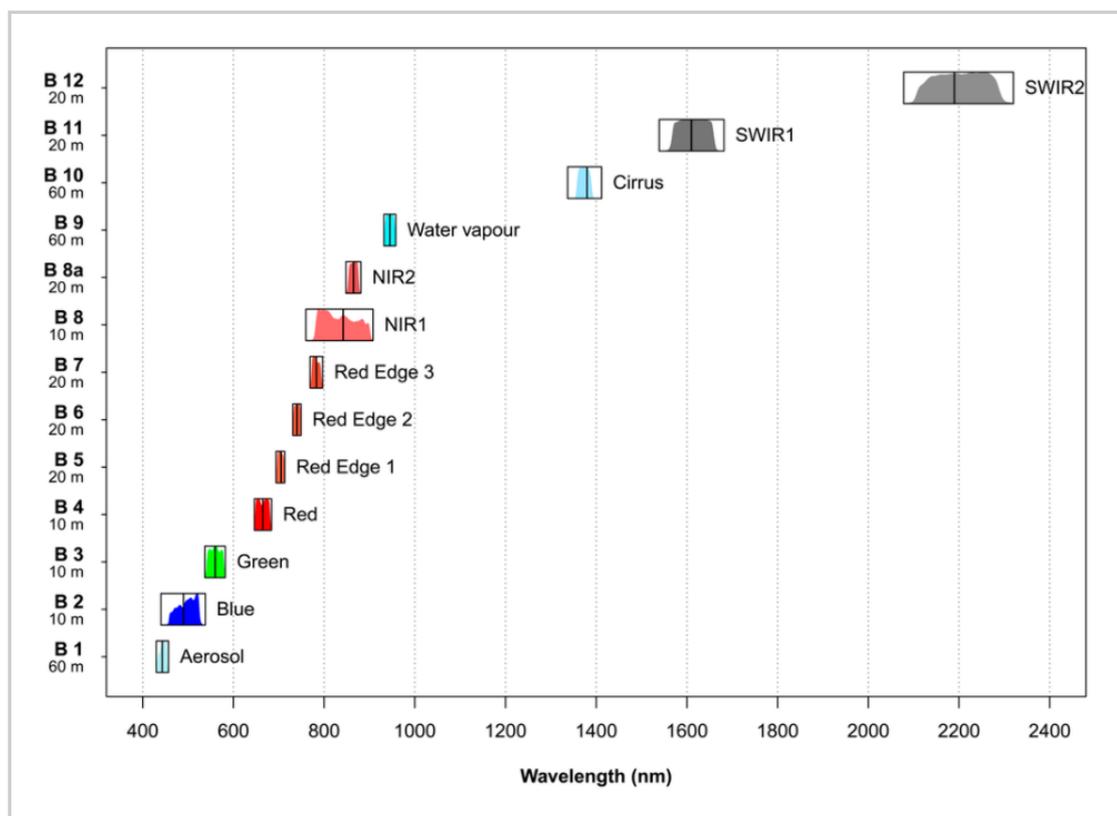


Figura 5: Bandas espectrais versus resolução espacial (Fonte: Immitzer *et al.*, 2016).

A banda do *Red Edge* localiza-se espectralmente entre as bandas do vermelho e do infravermelho próximo (NIR) (BlackBridge, 2012), possuindo capacidade para detecção de diferenças em pigmentos de clorofila (Vaglio Laurin *et al.*, 2016). A região do vermelho é uma das áreas onde a clorofila absorve fortemente a luz, e o NIR é a região na qual a estrutura celular da folha produz uma forte reflectância. Assim, variações tanto no conteúdo de clorofila como na estrutura foliar são refletidos na banda do *Red Edge* (BlackBridge, 2012), o que demonstra seu potencial para estudos com vegetação.

2.2. Modelo linear de mistura espectral

Em termos de sensoriamento remoto, o desmatamento resulta de uma transição, relativamente completa, da reflectância espectral característica de floresta (dominada por vegetação lenhosa fotossinteticamente ativa e sombra) para não-floresta (solo exposto, após a limpeza da área desmatada); já a floresta degradada consiste em uma mistura complexa de sinais de reflectância espectral provenientes de vegetação fotossinteticamente ativa (incluindo árvores e vegetação secundária em regeneração), solo e sombra (Franke *et al.*, 2012).

Considerando que um sensor é capaz de medir a intensidade do fluxo radiante (de energia eletromagnética) de porções da superfície da Terra com dimensões definidas (normalmente “quadradas”, como 20 m x 20 m, 80 m x 80 m, 250 m x 250 m), a mistura sobre a qual está se tratando corresponde a diferentes materiais contidos “dentro” do pixel no momento da medição da intensidade do fluxo radiante por parte de um sensor (Shimabukuro & Ponzoni, 2017). A Figura 6 representa esquematicamente o problema da mistura, onde é possível concluir que quanto maior a resolução espacial de um sensor, menores são as chances de encontrar pixels chamados de “puros” (ou seja, sem mistura):

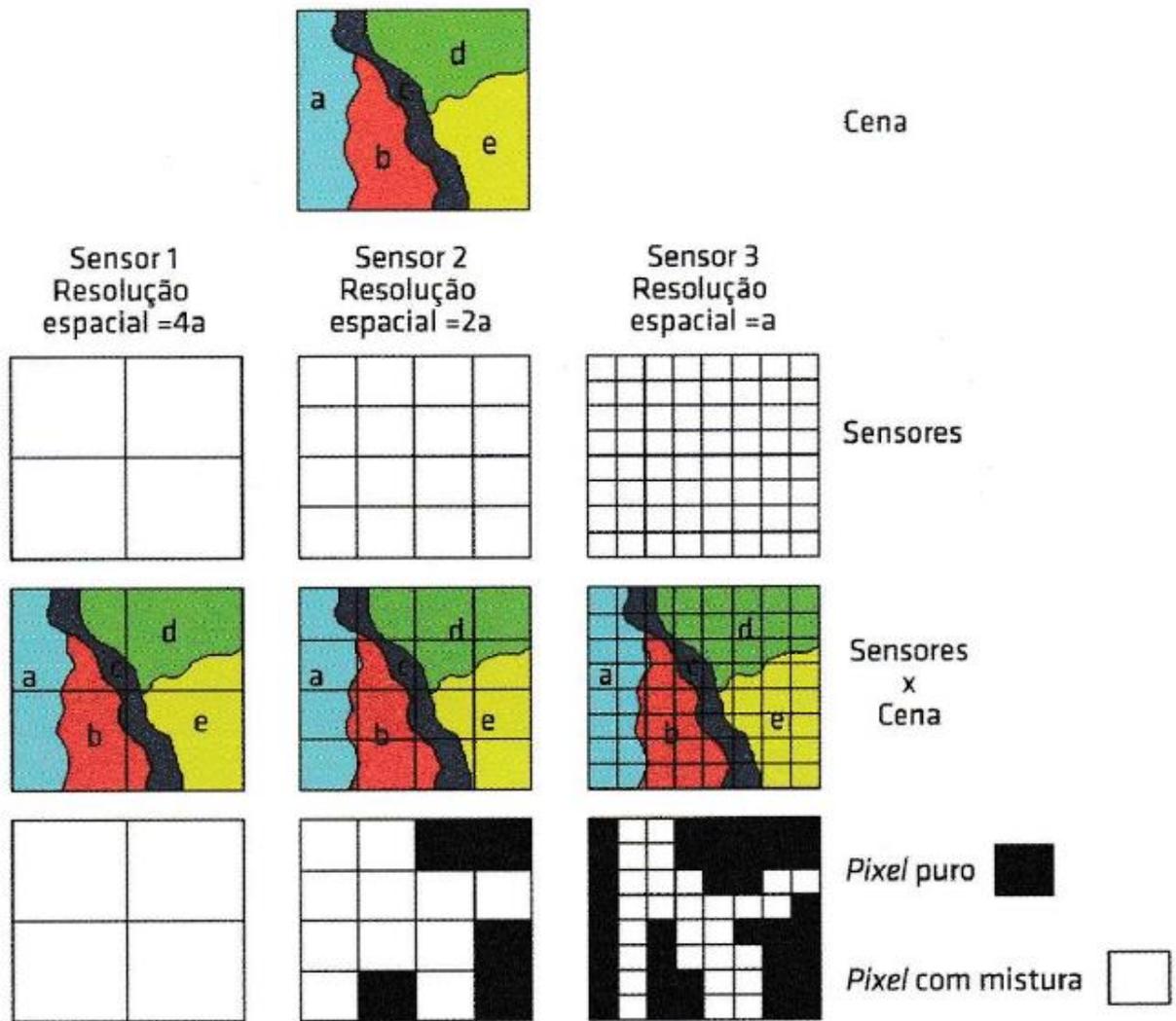


Figura 6: Mistura para três sensores com resoluções espaciais diferentes e quatro classes de cobertura de terreno (Shimabukuro & Ponzoni, 2017).

Para melhor demonstrar a mistura espectral em um pixel, apresentamos na Figura 7 um gráfico de dispersão, onde os pixels posicionados nos extremos da figura triangular são ocupados por elementos puros, e os pixels no interior dessa distribuição são formados por diversas proporções desses objetos puros (Exelis, 2014; Shimabukuro & Ponzoni, 2017):

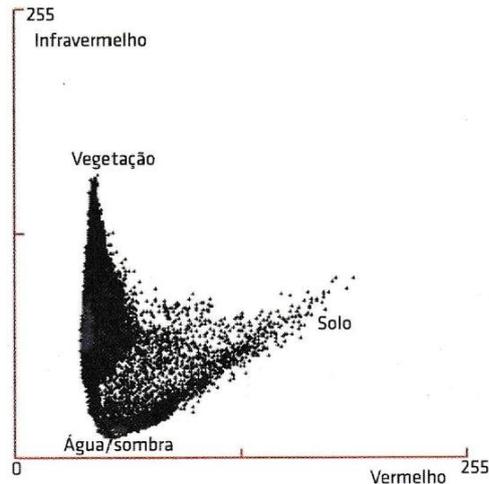


Figura 7: Dispersão dos pixels de uma imagem no gráfico formado pelas bandas do vermelho e do infravermelho próximo (Shimabukuro & Ponzoni, 2017).

Da mesma maneira, na Figura 8 foi plotada em um diagrama triangular a composição das classes de degradação florestal utilizada por Souza *et al.* (2003), onde os vértices do triângulo representam, em sentido horário, os pixels puros contendo 100%, respectivamente, de vegetação não-fotossintética (NPV), sombra e vegetação fotossinteticamente ativa:

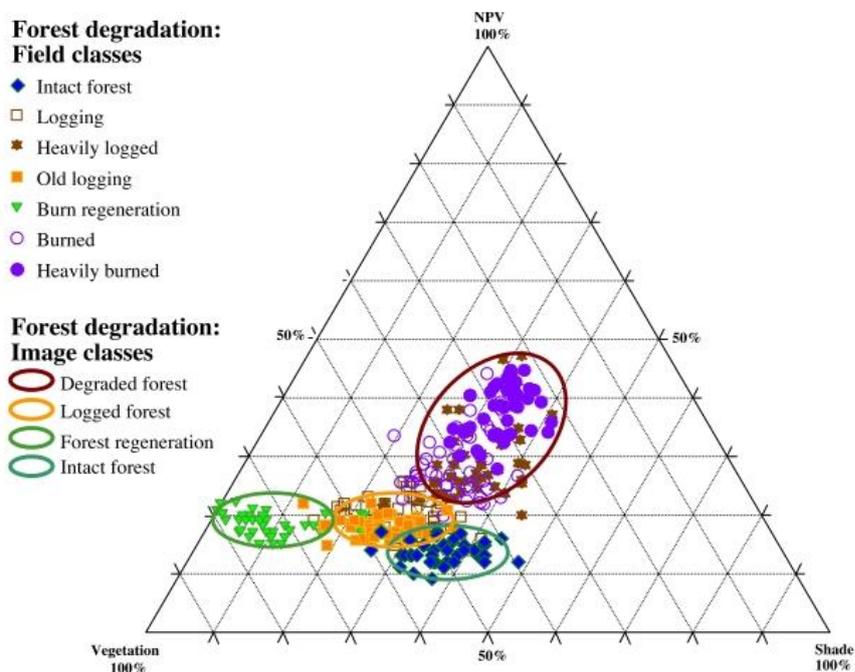


Figura 8: Composição das imagens-fração a partir das classes determinadas por Souza *et al.* (2003) para avaliação de degradação florestal (floresta degradada, floresta explorada por corte seletivo, regeneração florestal e floresta intacta).

Diante dos conceitos de pixel puro e pixel com mistura, tem-se que a resposta espectral em cada uma dessas unidades pode ser imaginada como uma combinação linear das respostas espectrais de cada componente presente na mistura, na qual cada pixel, que pode assumir qualquer valor dentro da escala de nível de cinza (2^n bits), contém informações sobre a proporção (quantidade) e a resposta espectral de cada componente (dentro da unidade de resolução no terreno) (Shimabukuro & Ponzoni, 2017) (Figura 9). Assim, pixels com mistura espectral correspondem a uma função entre a resolução espacial do sensor e a escala espacial dos componentes de superfície, onde cada espectro do pixel representa uma combinação linear de um número finito de componentes puros (Franke *et al.*, 2012).

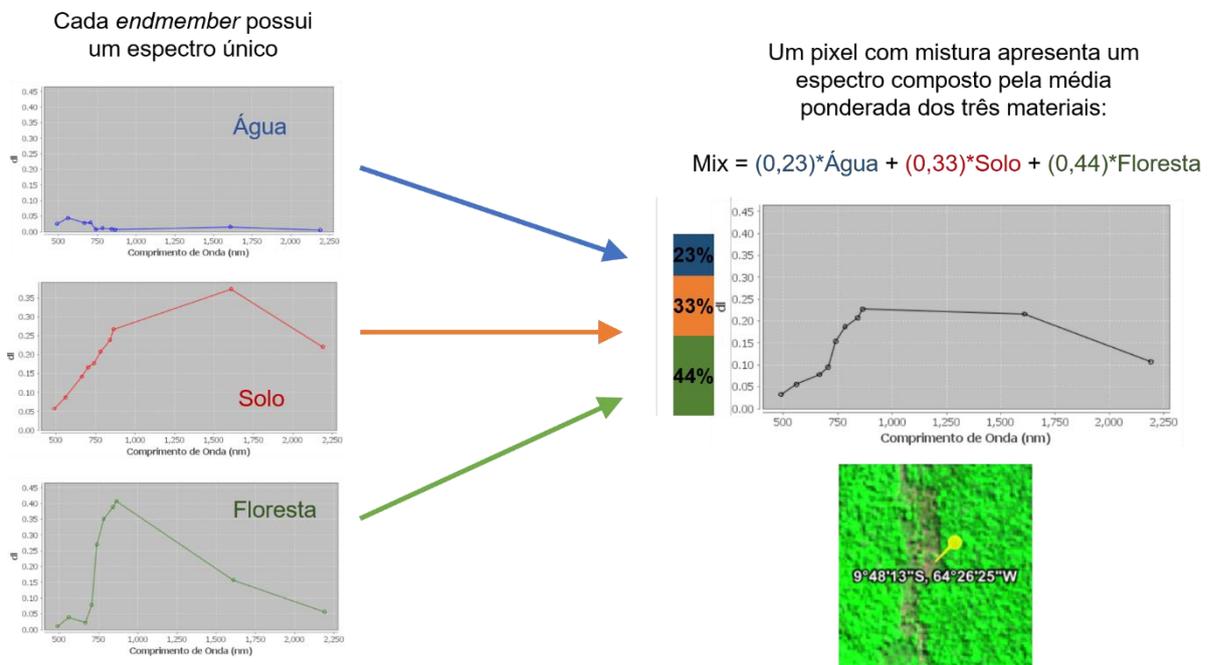


Figura 9: Demonstração da linearidade de um modelo de mistura espectral, no qual o espectro com mistura é uma combinação linear dos espectros dos materiais puros localizados na área do pixel com a abundância dos componentes fracionados (adaptado de Exelis, 2014).

Segundo Shimabukuro & Ponzoni (2017), o modelo linear de mistura espectral é um sistema de equações, com uma equação para cada banda do sensor considerado, e pode ser descrito genericamente como:

$$r_i = a_{1.1} x_1 + a_{1.2} x_2 + (\dots) + a_{i.j} x_j + e_i$$

$$\text{ou } r_i = \sum(a_{ij} x_j) + e_i$$

onde:

r_i = reflectância espectral média para a i -ésima banda espectral;

$a_{i,j}$ = reflectância espectral do j -ésimo componente no pixel (*endmember*) para a i -ésima banda espectral;

x_j = valor de proporção do j -ésimo componente no pixel;

e_i = erro para a i -ésima banda espectral.

O método dos mínimos quadrados com restrição (*constrained least squares*) estima a proporção de cada componente dentro do pixel, minimizando a soma dos erros ao quadrado (Shimabukuro & Ponzoni, 2017). Assim, a função a ser minimizada é:

$$F = \sum e_i^2$$

No presente caso, foram utilizadas as bandas espectrais das imagens Sentinel-2 de 10 metros (Blue, Green, Red e NIR 1), assim como as bandas de 20 metros reamostradas para 10 metros (Red Edge 1, Red Edge 2, Red Edge 3, NIR 2, SWIR 1 e SWIR 2). Considerando as dez bandas e os três componentes (*endmembers*) utilizados, o modelo pode ser interpretado da seguinte forma:

$$r_1 = a_{1.1} X_1 + a_{1.2} X_2 + a_{1.3} X_3 + e_1$$

$$r_2 = a_{2.1} X_1 + a_{2.2} X_2 + a_{2.3} X_3 + e_2$$

$$r_3 = a_{3.1} X_1 + a_{3.2} X_2 + a_{3.3} X_3 + e_3$$

$$r_4 = a_{4.1} X_1 + a_{4.2} X_2 + a_{4.3} X_3 + e_4$$

$$r_5 = a_{5.1} X_1 + a_{5.2} X_2 + a_{5.3} X_3 + e_5$$

$$r_6 = a_{6.1} X_1 + a_{6.2} X_2 + a_{6.3} X_3 + e_6$$

$$r_7 = a_{7.1} X_1 + a_{7.2} X_2 + a_{7.3} X_3 + e_7$$

$$r_8 = a_{8.1} X_1 + a_{8.2} X_2 + a_{8.3} X_3 + e_8$$

$$r_9 = a_{9.1} X_1 + a_{9.2} X_2 + a_{9.3} X_3 + e_9$$

$$r_{10} = a_{10.1} X_1 + a_{10.2} X_2 + a_{10.3} X_3 + e_{10}$$

O produto resultante são as imagens-fração, uma para cada *endmember* selecionado, que representam as proporções dos componentes na mistura espectral, que podem ser consideradas uma forma de redução da dimensionalidade dos dados

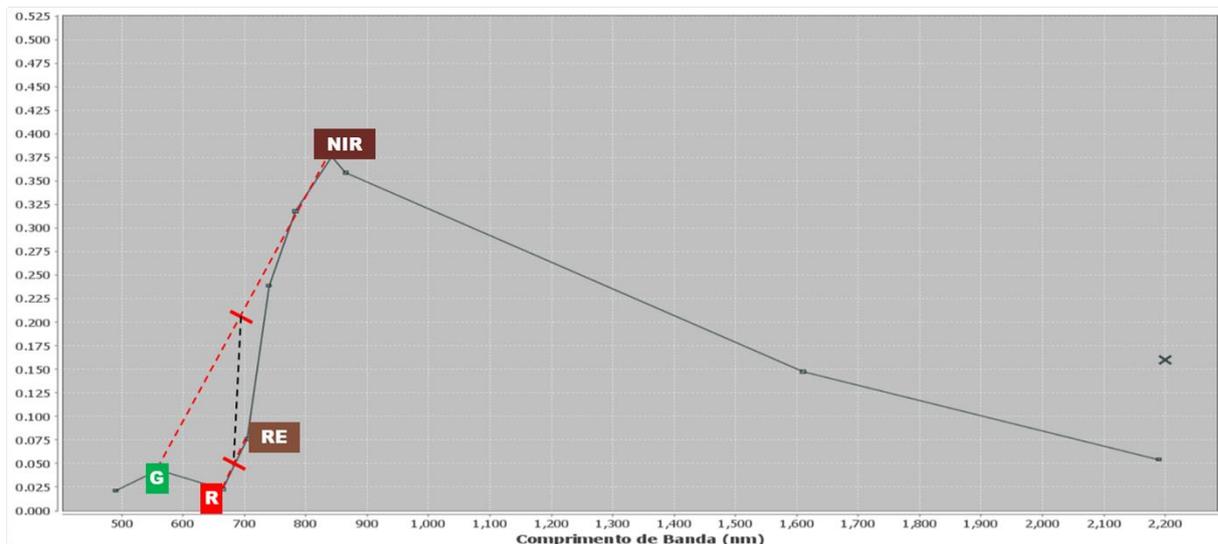
e também uma forma de realce das informações contidas nas imagens de satélite (Exelis, 2014; Fernandez-Manso, Quintano and Roberts, 2016).

2.3. Índice espectral SFDVI

Para auxiliar na identificação de distúrbios no dossel florestal, foi utilizado o índice espectral SFDVI (*Spectral Feature Depth Vegetation Index*), proposto por Baptista (2015) para as bandas do satélite *RapidEye*, que tem em sua composição a banda do *Red Edge*, além das bandas do verde, do vermelho e do infravermelho próximo (Figuras 10 e 11):

$$SFDVI = \frac{(R803,08+R555,74)}{2} - \frac{(R658,14+R709,02)}{2}$$

onde a região do NIR = 760–850nm, verde = 520–590nm, vermelho = 630–685nm, *Red Edge* = 690–730nm.



$$SFDVI_{(adaptado)} = \left(\frac{NIR + G}{2} \right) - \left(\frac{R + RE}{2} \right)$$

Figura 10: Demonstração gráfica do índice SFDVI em curva espectral de vegetação ajustada às bandas do Sentinel-2, onde a linha tracejada em preto representa a profundidade da feição mensurada pelo índice.

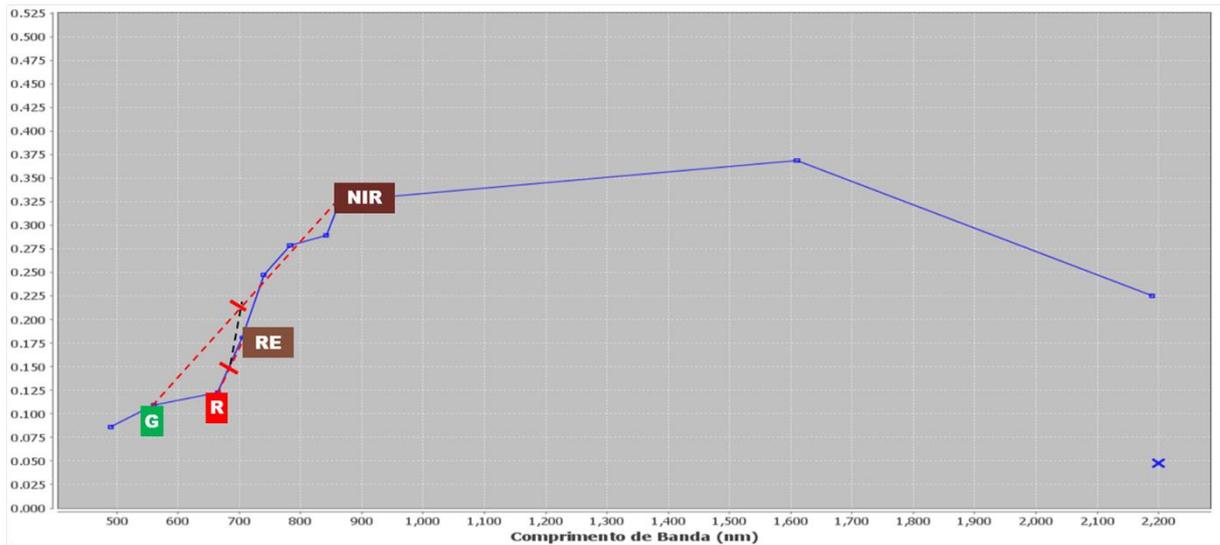


Figura 11: Demonstração gráfica do índice SFDVI em curva espectral de solo exposto ajustada às bandas do Sentinel-2, onde a linha tracejada em preto representa a profundidade da feição mensurada pelo índice.

O índice propõe a integração das respostas espectrais do *Red Edge* e do vermelho, bem como medir a intensidade da feição espectral a partir da média dos pontos de máxima reflectância na região do verde e do NIR (Baptista, 2015); com isso, pretende-se discretizar as nuances da atividade fotossintética, minimizando a saturação que o NDVI e o RENDVI costumam causar, principalmente em formações arbóreas.

No presente estudo, a seguinte fórmula foi aplicada nas imagens Sentinel-2, utilizando o software SNAP:

$$SFDVI = \left(\frac{Banda\ 8 + Banda\ 3}{2} \right) - \left(\frac{Banda\ 4 + Banda\ 5}{2} \right)$$

Ao se utilizar a função *Band Math* disponível no SNAP, é gerada uma “nova” banda, o que possibilitou a aplicação do modelo linear de mistura espectral incluindo o resultado do SFDVI juntamente com as demais bandas das imagens Sentinel-2 obtidas.

2.4. Fotografias hemisféricas

Com vistas a identificar o melhor método para detecção de corte seletivo, foram realizadas comparações com as fotografias realizadas com lente hemisférica, coletadas em campo. O registro do dossel por meio de fotografias hemisféricas é uma

técnica óptica indireta amplamente utilizada em estudos da estrutura do dossel e da transmissão de luz na floresta, onde as fotografias são tiradas do chão em direção ao céu com lentes de 180° (“olho-de-peixe”), produzindo imagens circulares que registram o tamanho, formato e localização de lacunas existentes na copa das árvores (Frazer *et al.*, 1999) (Figura 12). Processamento semelhante foi utilizado por Matricardi *et al.* (2010), como suporte às análises de avaliação de degradação florestal por corte seletivo em Sinop, Mato Grosso. Essa técnica é considerada satisfatória por Olivas *et al.* (2013) para o caso em tela, uma vez que o objetivo é determinar a abertura do dossel, independentemente do componente que obstrui a luz (folhas, galhos ou troncos).



Figura 12: Fotografia hemisférica obtida no dia 08/08/2017, às coordenadas 09° 54' 16,381" S, 64° 31' 5,111".

Câmeras digitais convertem as imagens hemisféricas em bitmaps para análise em softwares especializados (no caso, foi utilizado o software gratuito *Gap Light Analyzer – GLA*, desenvolvido pelo *Institute of Ecosystem Studies – IES*, Millbrook, New York), sendo que o processamento da imagem envolve a transformação das posições dos pixels da imagem em coordenadas angulares, bem como a divisão das

intensidades do pixel em classes de céu e não-céu, além do cômputo da distribuição da claridade celeste (Frazer *et al.*, 1999).

3. OBJETIVOS

Assim, ao investigar a degradação florestal por sensoriamento remoto, o presente trabalho pretende estimar com maior exatidão a degradação florestal em Terra Indígena situada na Amazônia Legal. Para tanto, faz-se mister quantificar o corte seletivo nessas áreas, por meio de um modelo linear para estimar a separação da mistura espectral dos *pixels* que compõem a degradação florestal, utilizando imagens orbitais de média resolução espacial (10 metros) provenientes do satélite Sentinel-2. Considerando o histórico de uso das imagens orbitais Landsat, foi realizada uma análise com dados do satélite Landsat-8/OLI, objetivando avaliar a influência de uma maior resolução espacial (30 metros) para a detecção de corte seletivo. Também foi testada a eficiência de um índice espectral de vegetação no auxílio à detecção de corte seletivo em meio a uma área protegida, no caso, a TI Karipuna. A Figura 13 sintetiza os processamentos testados no presente trabalho, com vistas a determinar o melhor modelo para detecção de degradação florestal para o caso em tela:

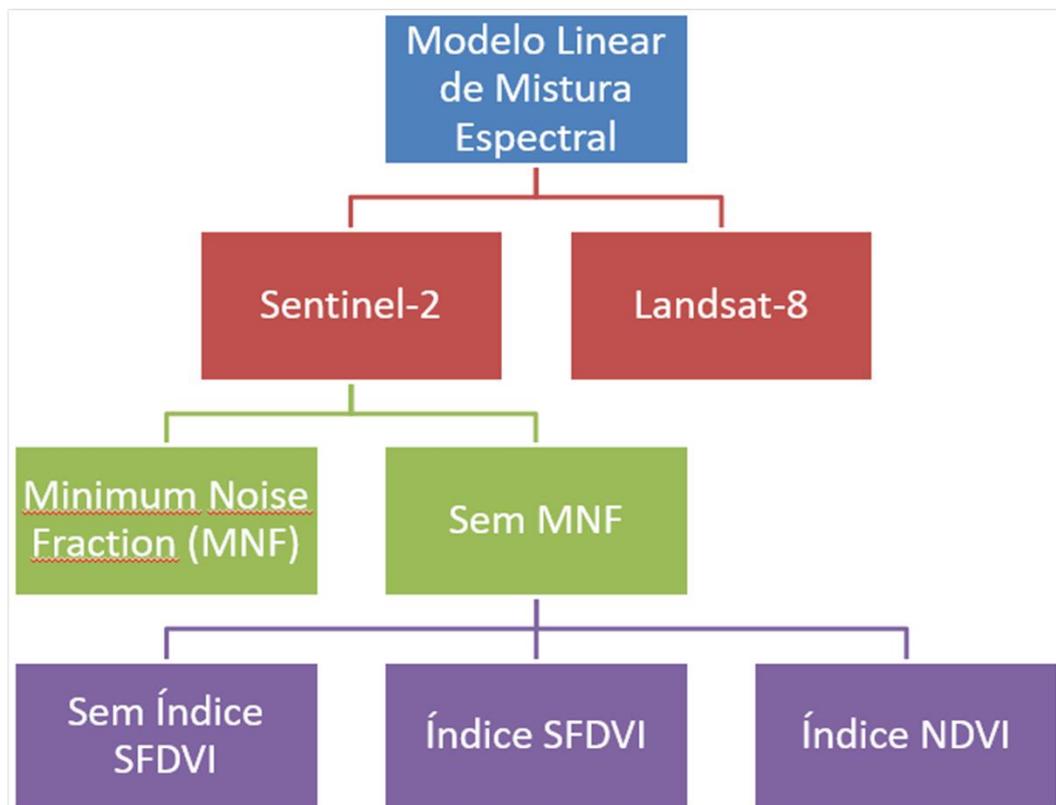


Figura 13: Diagrama que apresenta os processamentos digitais testados para a detecção de degradação florestal na Terra Indígena Karipuna.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1. Área de Estudo

A Terra Indígena (TI) Karipuna está localizada nos municípios de Porto Velho e Nova Mamoré, no Estado de Rondônia. Foi demarcada com 152.929,859 hectares, conforme consta no Decreto Federal de homologação s/nº de 08/09/1998 (Figura 14). Segundo inventariado pelo Projeto RadamBrasil (1983), o território indígena apresenta vegetação do tipo Floresta Ombrófila Aberta Submontana, com e sem palmeiras. O clima é tropical de monção, com pluviosidade média anual de 2095 mm e temperatura média anual de 26 °C (CPTEC/INPE, 2018). A topografia é plana a moderadamente ondulada, apresentando latossolo vermelho-amarelo distrófico e argissolo vermelho-amarelo distrófico (IBGE, 2003).

A porção norte da TI está situada a apenas 11 km do distrito de União Bandeirante, onde existem atualmente 5 madeireiras em funcionamento, segundo consulta no Sistema DOF realizada em 04/08/2018. A 60 km de União Bandeirante, às margens da BR-364, estão outros dois distritos de Porto Velho, Nova Mutum e Jaci-Paraná, onde foram identificadas 12 serrarias operantes, segundo o Sistema DOF. A porção sul da TI encontra-se às margens da rodovia RO-420, tendo sido objeto de conflitos fundiários que resultaram na perda de aproximadamente 50 hectares da Terra Indígena, antes de sua demarcação em 1998 (ISA, 2005).

Segundo ação civil pública de número 1000723-26.2018.4.01.4100 proposta pelo Ministério Público Federal (MPF), *“ao longo do século XX, o povo Karipuna foi praticamente dizimado em razão do agressivo processo de ocupação de Rondônia. Atualmente, existem apenas 49 indígenas que vivem uma situação extrema de risco, pois sofrem ameaças diretas de fazendeiros e madeireiros”*. Em fevereiro de 2018, o posto de vigilância da FUNAI localizado dentro da terra indígena sofreu um ataque criminoso e foi incendiado (CIMI, 2018a). Em junho de 2018, atendendo a pedido do MPF em Rondônia, a Justiça Federal determinou que a União, a FUNAI e o Estado de Rondônia apresentem, em 30 dias, um plano de ação continuada de proteção da TI Karipuna, que envolveria um mínimo de 15 agentes públicos no local, durante pelo menos 10 dias por mês (PRF/RO, 2018).

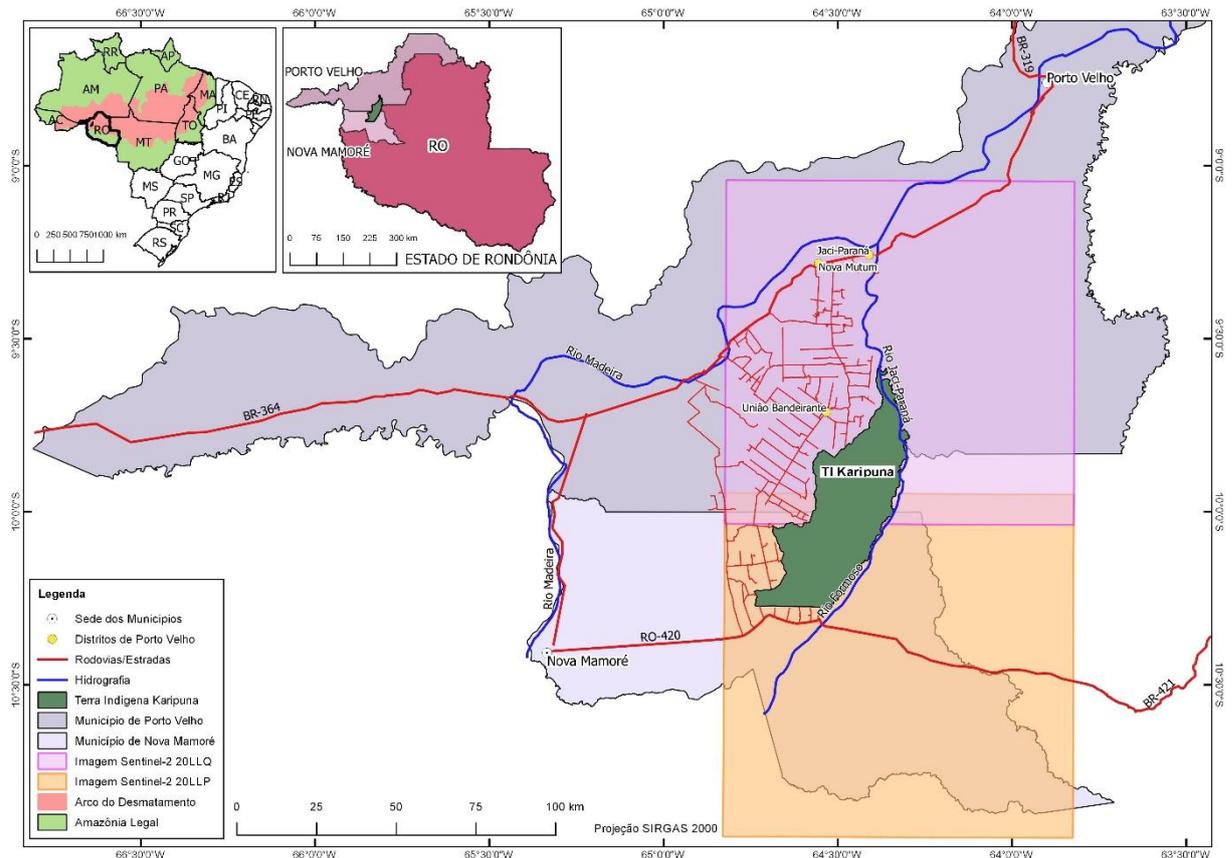


Figura 14: Área de estudo – Terra Indígena Karipuna, situada nos municípios de Porto Velho e Nova Mamoré, Estado de Rondônia.

Entre os dias 17/07 e 11/08/2017 foi realizado o sétimo período da Operação Onda Verde, conduzida pelo IBAMA (Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis) desde 2013 com o objetivo de coibir o desmatamento ilegal a partir do levantamento de alertas de alteração da cobertura florestal na Amazônia feito pelo Sistema de Detecção de Desmatamento em Tempo Real – DETER, do INPE. Motivada pelo elevado número de denúncias envolvendo extração ilegal de madeira (conforme demonstram detecções efetuadas pelo PRODES de 2015 a 2017, Figura 15) e loteamento da TI (CIMI, 2018b), a equipe de fiscalização realizou incursão na TI Karipuna em 08/08/2017. Na ocasião, foram obtidas fotografias em áreas com ocorrência de corte seletivo, realizadas sob a copa das árvores com lente hemisférica, objetivando mensurar a abertura do dossel (Figura 16).

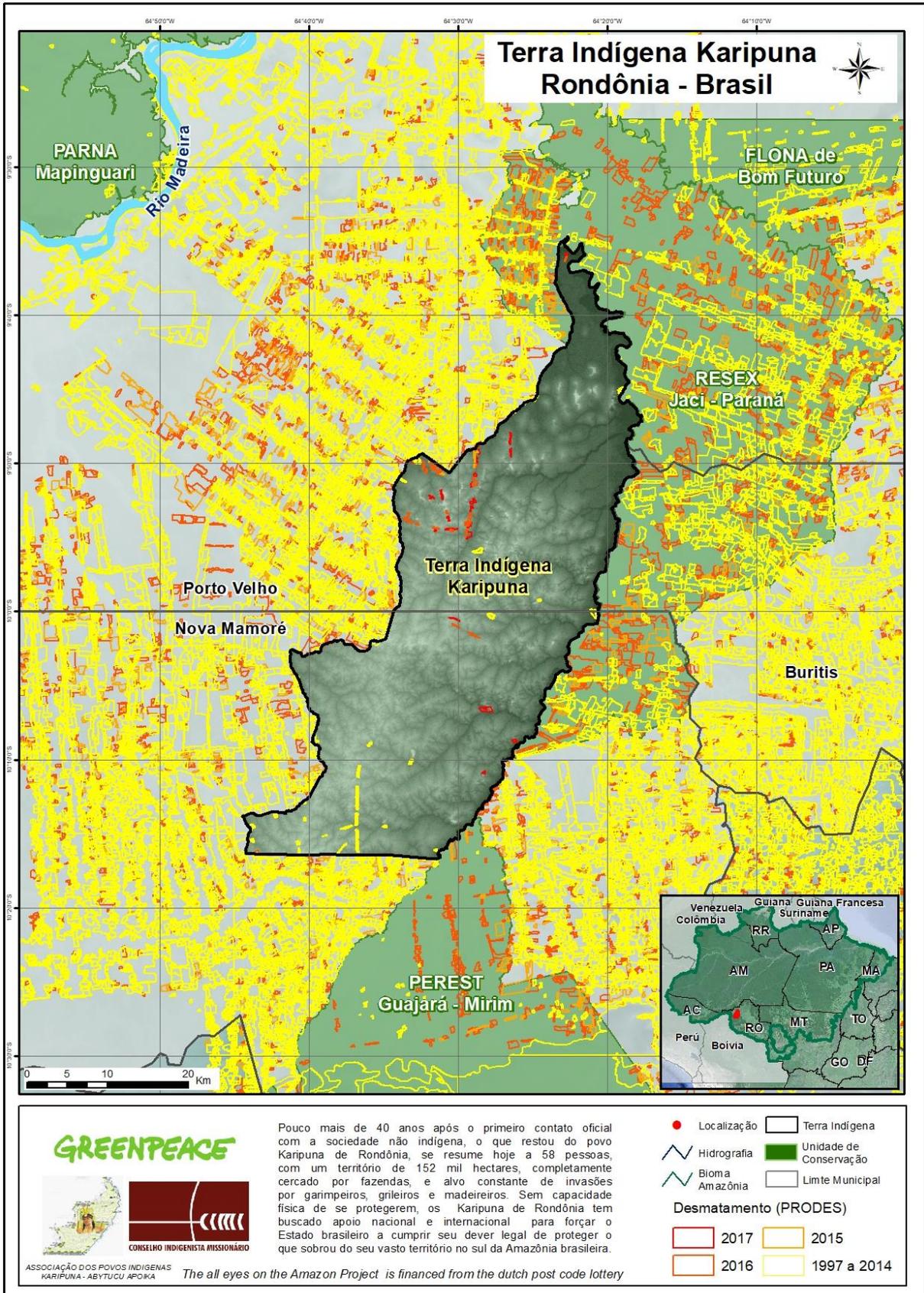


Figura 15: Desmatamentos a corte raso detectados pelo PRODES na TI Karipuna e arredores. Fonte: (CIMI, 2018b).

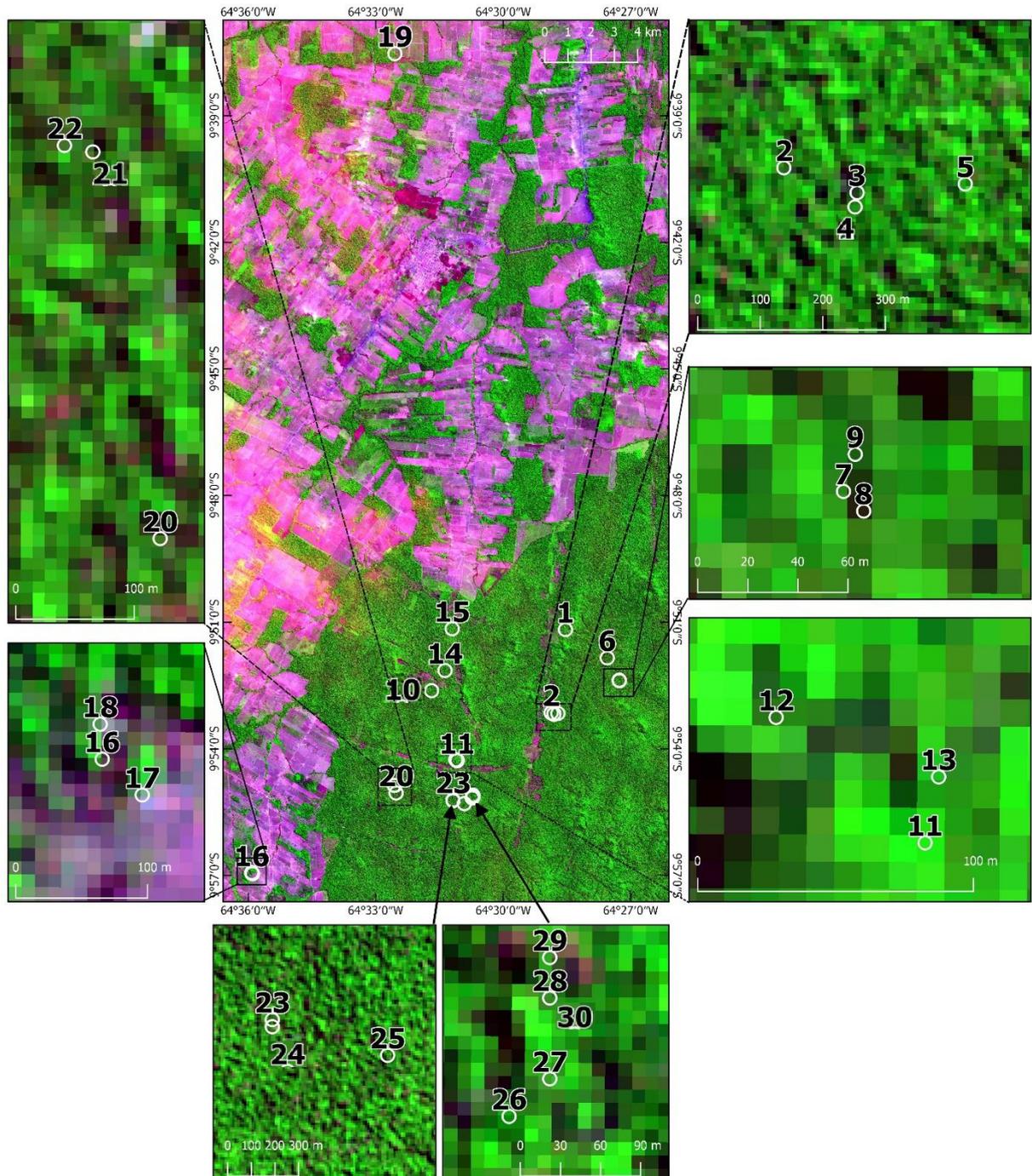


Figura 16: Áreas de coleta das fotografias hemisféricas.

4.2. Obtenção e pré-processamento das imagens Sentinel-2

Neste estudo, foram utilizadas duas imagens do satélite Sentinel-2, disponibilizadas gratuitamente pela European Space Agency (ESA) (Quadro 1):

Quadro 1: Imagens orbitais utilizadas nas modelagens espectrais:

Tipo de Produto	Data do Imageamento	Tile
S2 MSI Level 1C	07/08/2017	20 LLQ
S2 MSI Level 1C	07/08/2017	20 LLP

O produto chamado de Level-1C refere-se a imagens de reflectância de topo de atmosfera ortorretificadas (Baillarin *et al.*, 2011). Assim, com vistas a reparar os diferentes fenômenos de absorção e espalhamento de gases por moléculas e aerossóis afetam o sinal recebido pelo sensor (Florenzano, 2011) e melhorar a precisão dos resultados, os dados espectrais devem ser submetidos a um processo de correção atmosférica (San & Suzen, 2010).

O processo de correção atmosférica foi conduzido no software *Sentinel Application Platform* – SNAP (versão 6.0.0), mais especificamente por meio do plugin Sen2Cor 2.5.5 (*Sentinel 2 atmospheric Correction*), ambos disponibilizados gratuitamente pela ESA.

O Sen2Cor é um processador para geração e formatação de produtos Sentinel-2 Level-2A, ao realizar a correção atmosférica dos dados de entrada *Top-Of-Atmosphere* Level-1C. O produto resultante é uma imagem de reflectância do tipo *Bottom-Of-Atmosphere*, opcionalmente gerando imagens com correção de terreno e de *cirrus*.

O Sen2Cor apresenta quatro modelos atmosféricos que almejam cobrir a maior parte das condições atmosféricas do planeta, para a área de cobertura da missão Sentinel-2:

- 2 tipos de aerossóis (rural e marítimo);
- 2 tipos de atmosfera (latitude média verão e latitude média inverno);
- 6 tipos de concentração de ozônio ao nível do mar (depende da latitude média escolhida, verão ou inverno);
- 6 ou 4 tipos diferentes de coluna de vapor de água (dependendo da latitude média escolhida, verão ou inverno).

Foi utilizada a configuração padrão para o processamento, também considerada a mais adequada para o presente caso, qual seja: aerossol “rural” (continental) com latitude média “summer” (verão) e concentração de ozônio de 331 unidades Dobson.

Ressalte-se que as bandas do *Red Edge* no Sentinel-2, bem como as bandas do SWIR, possuem resolução espacial de 20 m; as bandas do visível e do NIR, resolução de 10 m. Para homogeneizar as bandas, o método do vizinho mais próximo foi utilizado para reamostrar a resolução das bandas de 20m para 10m em outras pesquisas (Fernandez-Manso, Quintano e Roberts, 2016; Sothe *et al.*, 2017). Esse expediente foi utilizado aqui, conduzido pela ferramenta do SNAP denominada “*Resampling*”, que permite transformar um produto com múltiplos tamanhos (no qual as bandas se encontram em diferentes tamanhos e/ou resoluções) em um produto de tamanho único, segundo consta no manual do usuário do software.

4.3. Processamento das Imagens Sentinel-2

No presente trabalho foi empregado o algoritmo *Linear Spectral Unmixing – Fully Constrained* do software SNAP/ESA, que utiliza uma solução iterativa para resolver o método dos mínimos quadrados. A opção “*fully constrained*” garante que a soma das abundâncias dos *endmembers* no interior do pixel apresente um resultado máximo de 1.0 e não-negativo.

Para aplicação do modelo matemático, os elementos que compõem a mistura espectral (aqui chamados de *endmembers*) foram selecionados diretamente das imagens de satélite (chamados por Shimabukuro & Ponzoni (2017) de *image endmembers*). Assim, para a determinação das frações vegetação, solo e sombra, foram utilizados os *endmembers* apresentados na Figura 17; suas curvas espectrais podem ser visualizadas na Figura 18:

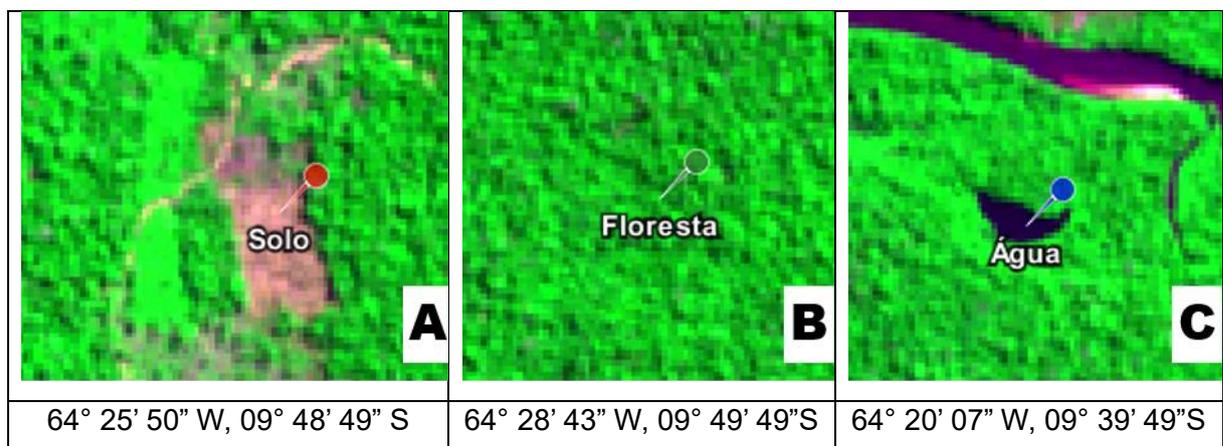


Figura 17: Localização dos *endmembers* selecionados para execução do modelo linear de mistura espectral: (A) Solo, (B) Floresta e (C) Água.

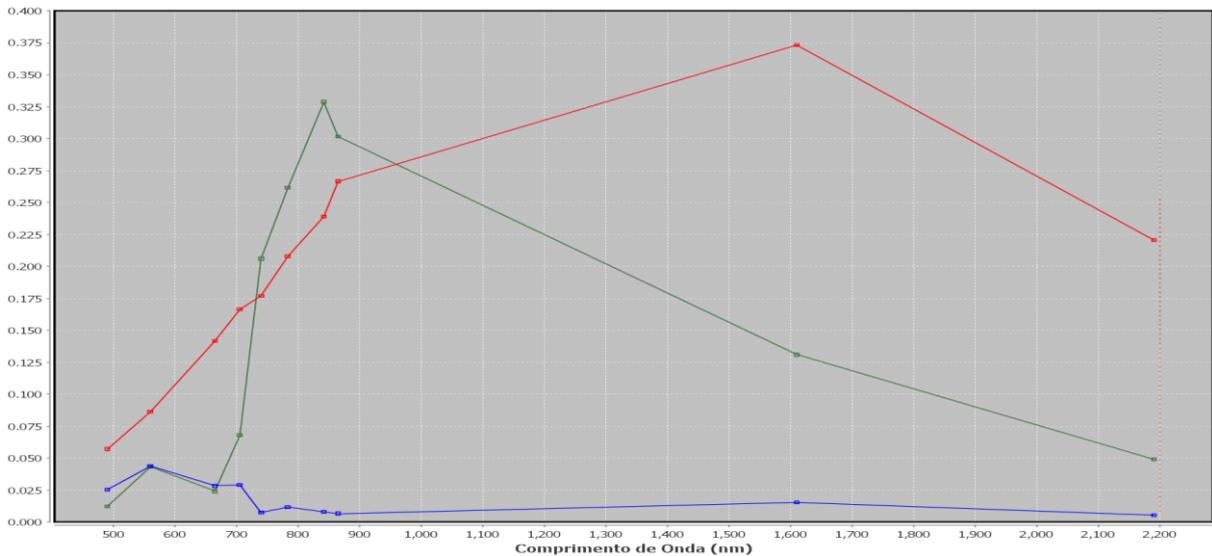


Figura 18: Curvas espectrais dos endmembers selecionados para execução do modelo linear de mistura espectral: vermelho = Solo, verde = Floresta e azul = Água.

A resolução radiométrica do Sentinel-2 é de 12 bits, o que possibilita um alcance de 0 a 4095 níveis de cinza. Dessa forma, conforme Shimabukuro e Ponzoni (2017), cada imagem-fração é constituída pela proporção da resposta de cada pixel ao endmember correspondente. Considerando que a resposta de cada pixel varia entre 0 e 1, para uma resposta espectral = 0, o resultado da equação será o pixel mais escuro da imagem-fração (valor = 0), ao passo que quando a resposta espectral for 4095, o resultado será o pixel mais claro na imagem-fração, que é igual a 1.

Na imagem-fração apresentada na Figura 19-C, é possível observar que os pixels mais claros são aqueles que possuem maior quantidade de vegetação, enquanto os corpos d'água e áreas desmatadas apresentam-se escuros exatamente por não terem qualquer porcentagem de cobertura vegetal. Já na imagem-fração solo (Figura 19-D), os pixels mais claros são aqueles que apresentam os menores índices de cobertura vegetal:

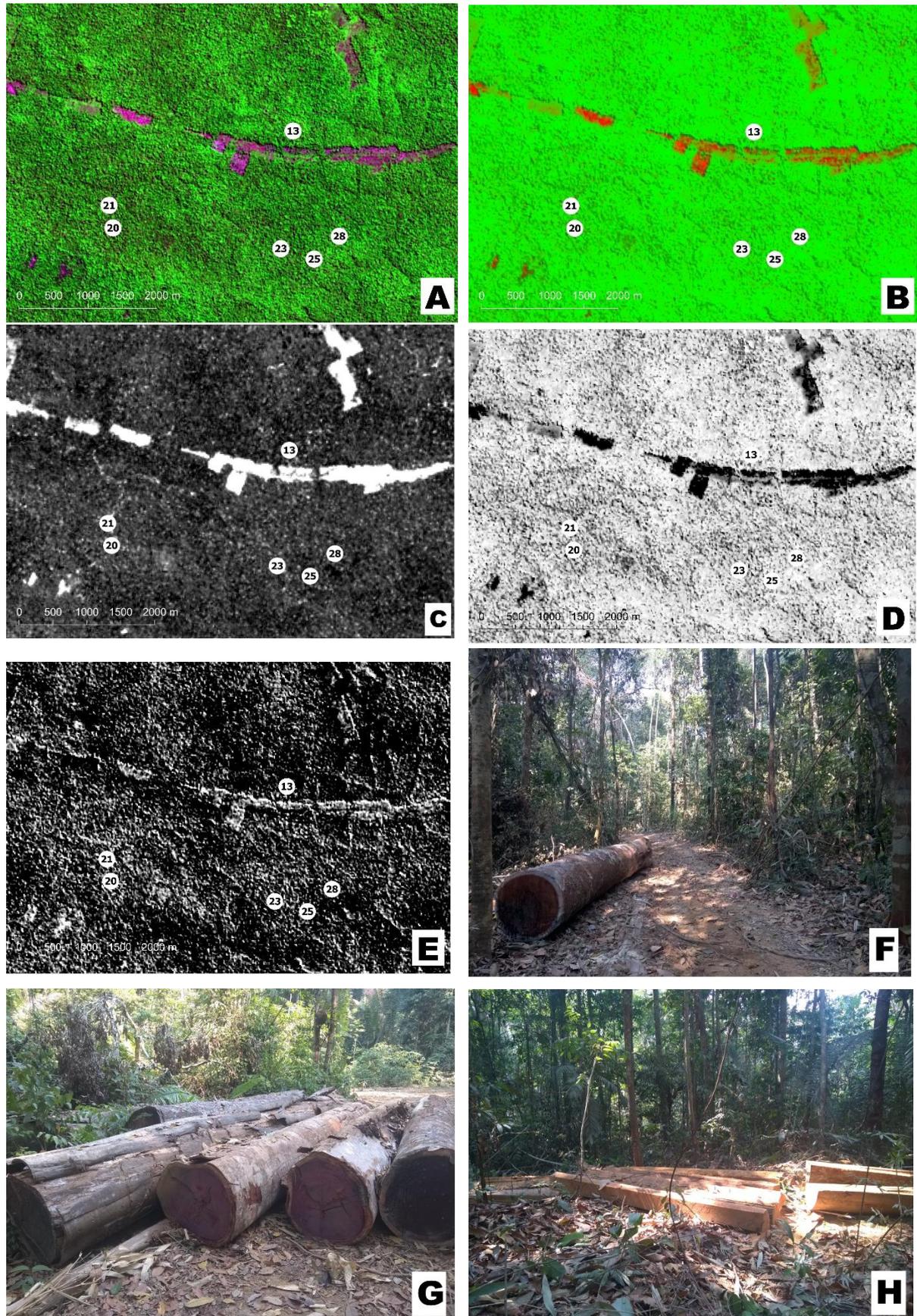


Figura 19: Imagens de locais de obtenção das fotografias hemisféricas de validação: (A) Composição colorida R-4 G-8 B-2 da imagem Sentinel-2/MSI 20LLQ; (B)

Composição colorida R-fração solo, G-fração vegetação, B-fração sombra, com os resultados da modelagem linear de mistura espectral; (C) Fração solo; (D) Fração vegetação; (E) Fração sombra. As fotografias tiradas em 08/08/2017 demonstram a ocorrência de corte seletivo na TI Karipuna: (F) ramal formado pela retirada das árvores (9°52'22,6"S, 64°27'16,2"W); (G) toras de madeira nativa recém-extraídas (9°51'50,9"S, 64°27'33,2"W); (H) madeira serrada logo após a extração, no interior da terra indígena (9°52'23,4"S, 64°27'16,1"W).

4.3.1. Separação das porções de corte raso, queimada e água

Com o auxílio do software de edição de imagens raster e desenho vetorial Gimp 2.8, as feições de corte raso, queimada e água foram separadas para que fossem subtraídas das imagens fração solo e sombra, visando evitar que fossem contabilizadas juntamente com as feições de corte seletivo e sombra.

Utilizando o plugin "*Gimp selection feature*", desenvolvido para o QGIS 2.18.11 por Motta (2016), a imagem Sentinel-2 (em escala 1:30.000) é primeiramente selecionada no QGIS e então transferida para o Gimp (Figura 20). Com a funcionalidade "seleção por cor" presente no Gimp, as feições de interesse são selecionadas manualmente após inspeção visual (Figura 21). Feita essa parametrização, o plugin "*Gimp selection feature*" é novamente acionado no QGIS, gerando um arquivo *shapefile* georreferenciado, com os polígonos das feições selecionadas (Figura 22).

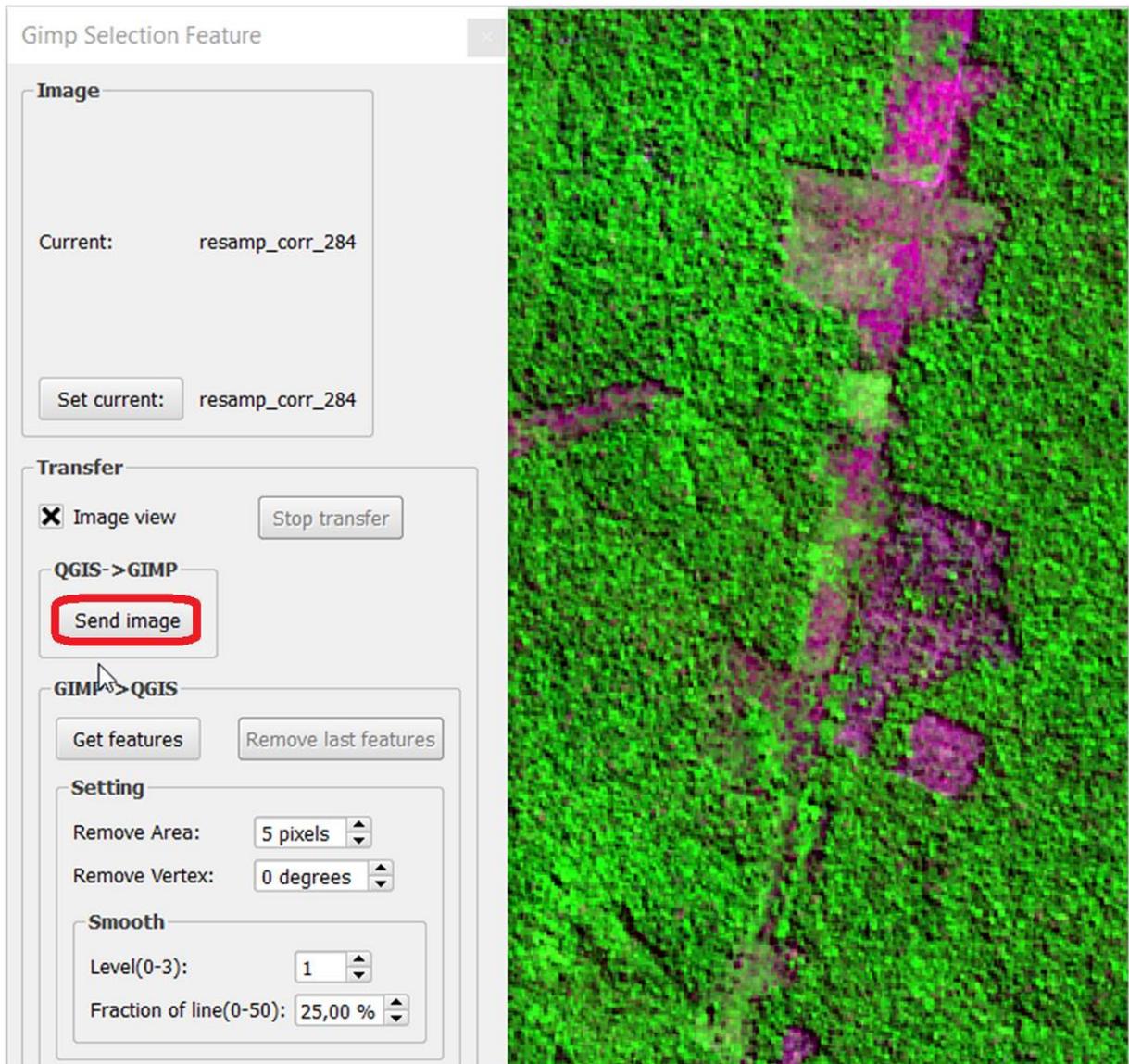


Figura 20: Seleção da imagem Sentinel-2 com feições de corte raso (composição colorida R-4 G-8 B-2). Com o acionamento do plugin “Gimp selection feature”, a imagem de interesse é enviada do QGIS para o Gimp (botão “Send image”, em destaque).

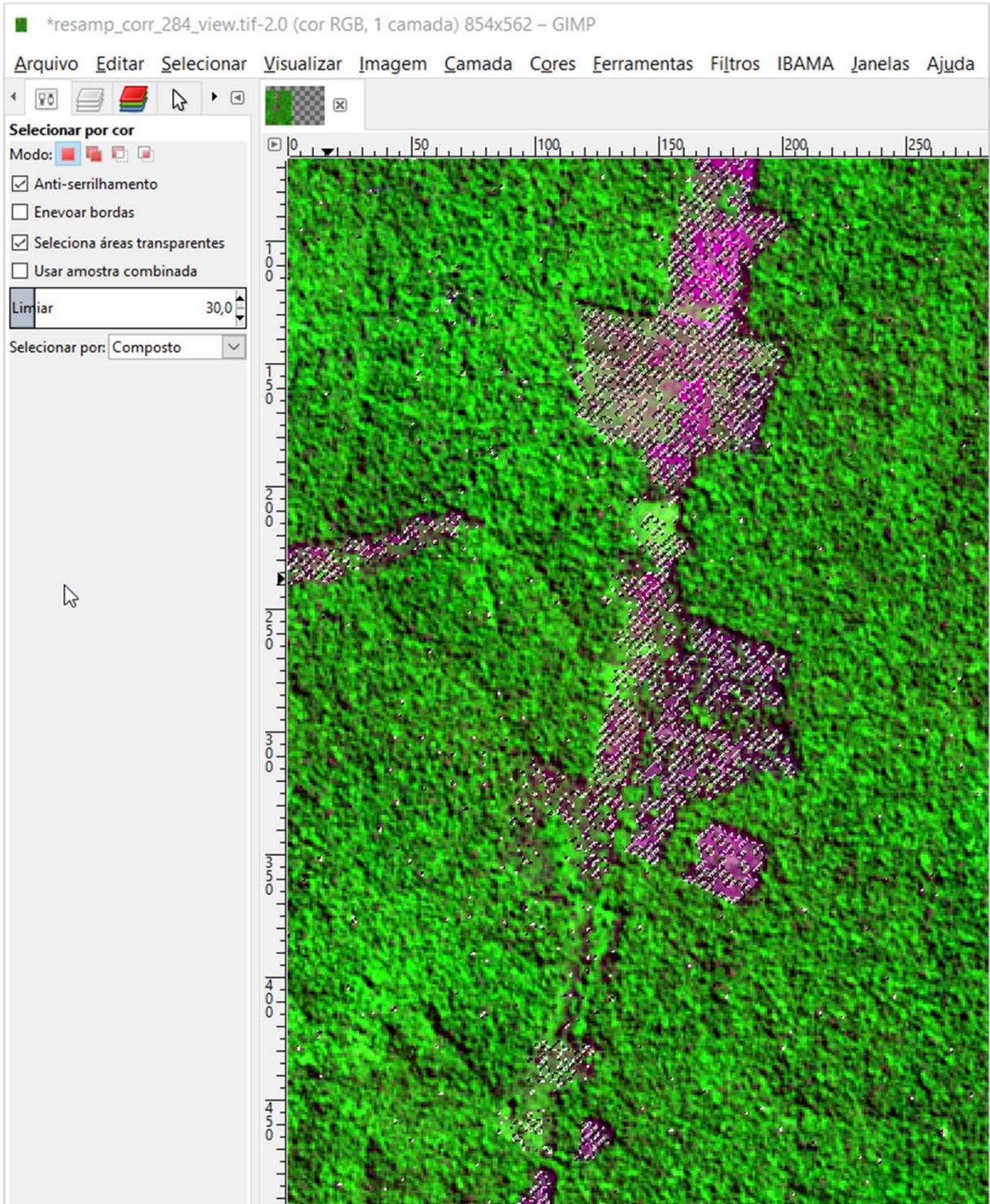


Figura 21: Seleção por cor das feições de corte raso, feita manualmente no software Gimp.

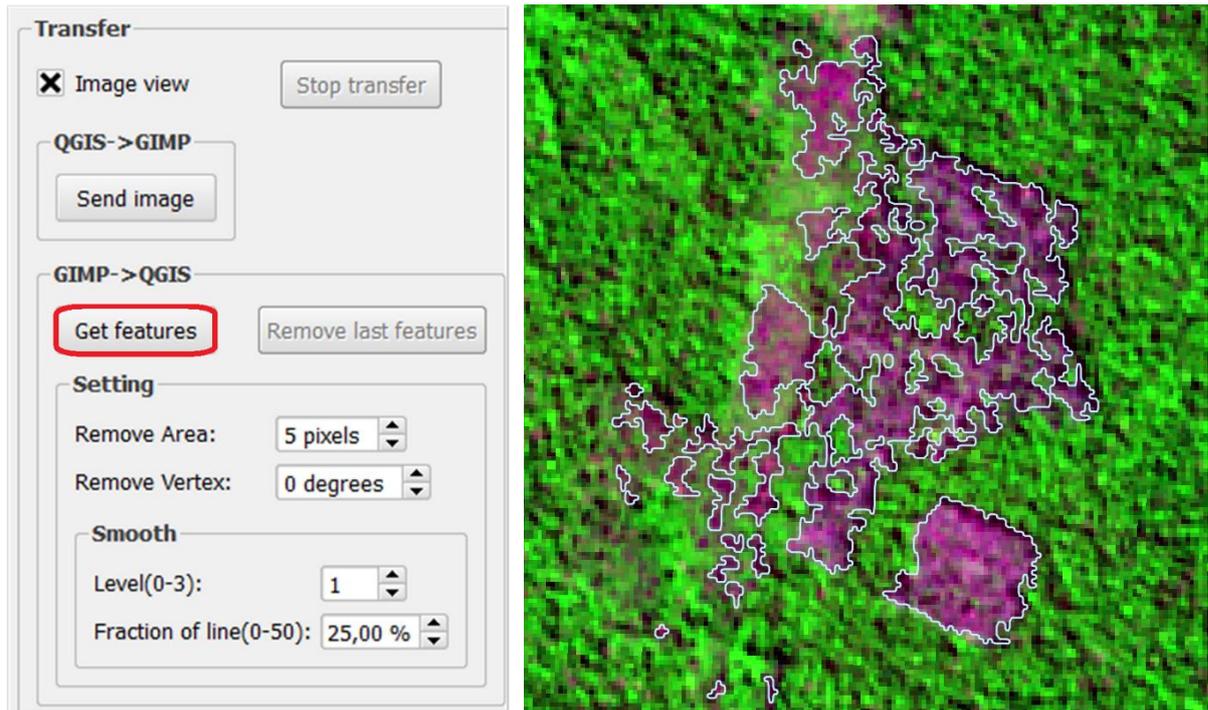


Figura 22: Conversão das feições seleccionadas em polígonos no formato shapefile pelo QGIS (após acionamento do botão “Get features”, presente no plugin “Gimp selection feature”).

Por fim, as feições de corte raso e queimada são excluídas da imagem-fração solo, resultante do modelo linear de mistura espectral aplicado às imagens, gerando o resultado do corte seletivo. A exclusão dos polígonos de água e queimada da imagem-fração sombra resulta no delineamento da fração sombra do modelo (Fig. 23).



Figura 23: Diagramas demonstrando a exclusão de feições com auxílio do software Gimp, para obtenção de corte seletivo a partir da imagem-fração solo (diagrama à esquerda) e sombra, após exclusão das feições de água e queimada da imagem-fração sombra (diagrama à direita).

4.4. Processamentos adicionais

4.4.1. Imagens orbitais do satélite Landsat-8/OLI

O modelo linear dos mínimos quadrados também foi aplicado a imagens do sensor Landsat-8/OLI, a fim de avaliar a efetividade da menor resolução espacial do Sentinel-2, bem como de sua maior resolução espectral, para a detecção de corte seletivo na área de estudo. Esse sensor foi utilizado devido à disponibilização de ampla coleção de dados, de forma gratuita e imediata. Imagens Landsat já foram utilizadas em vários estudos de cobertura vegetal considerando o corte seletivo, como na região amazônica (Grecchi *et al.*, 2017; Matricardi *et al.*, 2010; Shimabukuro *et al.*, 2014), África Central (Duveiller *et al.*, 2008; Hansen *et al.*, 2008), Sibéria Ocidental (Shchur *et al.*, 2017), Estados Unidos (Huang *et al.*, 2010), Sudeste Asiático (Miettinen *et al.*, 2014) e China (Liu *et al.*, 2017).

4.4.2. *Minimum Noise Fraction*

Para a detecção de atividades de extração ilegal de madeira em floresta tropical na Indonésia, Franke *et al.* (2012) utilizaram um outro tipo de análise de mistura espectral, denominado *Mixture Tuned Matched Filtering*, o qual deve ser precedido de uma transformação na imagem denominada *Minimum Noise Fraction*, que consiste em duas análises de componentes principais: primeiramente, o ruído no dado orbital é estimado pela decorrelação e reescalonamento do ruído por variância; depois, é criado um conjunto de dados constituído pelas bandas transformadas, que contém a informação acerca da variância correspondente a todas as bandas dos dados brutos (segundo descrito por Green *et al.* (1988). Essa técnica também foi testada, tendo sido aplicada antes do modelo linear de mistura espectral.

4.4.3. Índice Espectral NDVI

Relativo ao índice espectral SFDVI, foi feito um comparativo com o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), por ser um índice amplamente utilizado e de comprovada sensibilidade aos processos de modificação de cobertura vegetal. Este índice explora o contraste que a vegetação apresenta em sua resposta espectral, entre uma acentuada reflectância na região do NIR e a absorção pela clorofila na região do Vermelho, e foi escolhido por ser um dos mais utilizados em estudos com vegetação. Conforme documentado por Rouse *et al.* (1975), trata-se da

diferença entre a absorção de energia na região do vermelho e a reflexão de energia na região do infravermelho próximo pela vegetação densa:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{Banda NIR} - \text{Banda R}}{\text{Banda NIR} + \text{Banda R}} \quad \text{ou} \quad \frac{\text{Banda 8} - \text{Banda 4}}{\text{Banda 8} + \text{Banda 4}}$$

4.5. Processamento das fotografias hemisféricas

As fotografias foram registradas com câmeras digitais, amplamente difundidas em *smartphones* e aparelhos similares, utilizando lentes acopláveis a estes equipamentos (Figura 24). A câmera foi posicionada horizontalmente, logo acima do campo de visão do operador, com a lente voltada para o alto; foram obtidas imagens com resolução de 4176 x 3120 pixels (13 megapixels).



Figura 24: Exemplos de lentes “olho de peixe”, acopláveis a smartphones.

As etapas utilizadas no processamento das fotografias hemisféricas obtidas em campo no software GLA (*Gap Light Analyzer*, desenvolvido pelo *Institute of Ecosystem Studies* – IES, Millbrook, New York), conforme descrito no manual do usuário (Frazer *et al.*, 1999), foram as seguintes:

1) Registro das fotografias, o que resulta na identificação da orientação geográfica e da extensão circular da imagem. Para tanto, é realizada a identificação de dois pontos conhecidos na imagem: o primeiro ponto determina a orientação para o Norte Geográfico da imagem, e o segundo ponto localiza-se de forma oposta ao

azimute (a 180° Sul), marcando a extensão circular da imagem (Figura 25). É desejável que as fotografias sejam tiradas voltadas para o Norte Geográfico, pois o topo da fotografia a ser processada estará apontado para o Norte.

2) Configuração dos dados de entrada: neste momento são inseridas as coordenadas geográficas onde as fotografias foram obtidas (latitude/longitude em graus, minutos e segundos), bem como os valores de elevação, em metros. Para o período de crescimento (campo “*Growing Season*”), foram inseridas as datas entre 1º de maio e 15 de outubro, por se tratar da estação seca na região no ano de 2017.

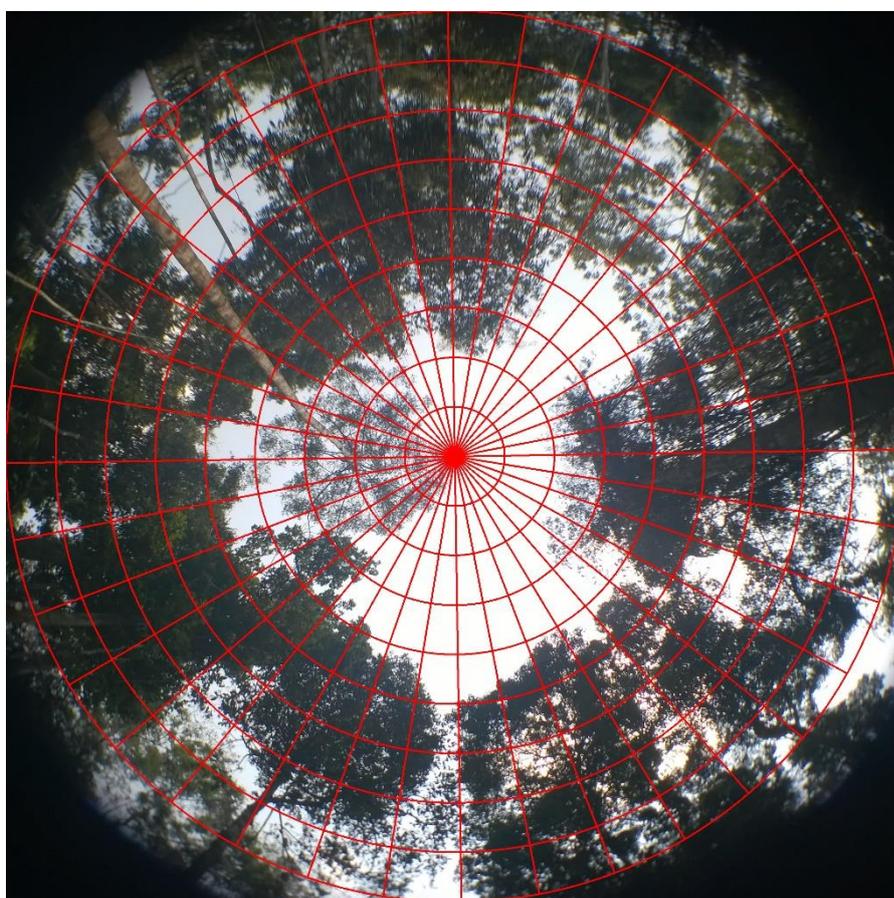


Figura 25: Imagem registrada pelo GLA; o software gerou uma grade com 36 regiões de azimute e 9 regiões de zênite.

3) Classificação de cada pixel da imagem em céu (cor branca) ou não-céu (cor preta), possibilitando o cômputo da estrutura do dossel, bem como os resultados de transmissão de luz através da copa das árvores (Figura 26). Com isso, é possível obter a fração de vegetação do dossel, ao se calcular a diferença entre 100% e o valor de abertura do dossel (expresso em porcentagem) fornecido pelo software GLA.

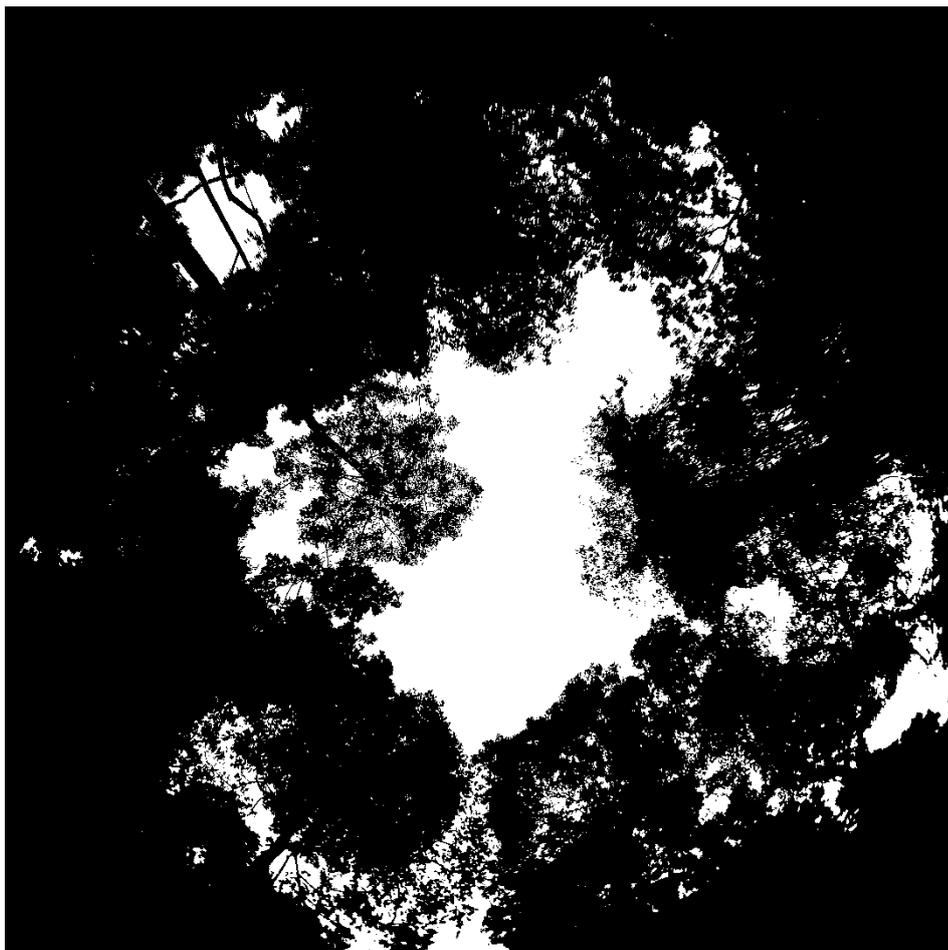


Figura 26: Classificação dos pixels da imagem como componentes do dossel (folhagem e madeira em cor preta) e abertura do dossel (em cor branca).

Os resultados do cálculo da área de abertura do dossel, efetuado pelo software *Gap Light Analyzer*, encontram-se relacionados no Quadro 2. Os valores aqui chamados de “vegetação do dossel” foram obtidos a partir da subtração das áreas de abertura do dossel. Esses valores foram utilizados no comparativo com os resultados das modelagens espectrais, por serem entendidos como representativos da vegetação da parte superior da copa das árvores, que seria o elemento detectado pelas imagens de satélite.

Quadro 2: Valores da abertura do dossel e vegetação do dossel correspondente às fotografias hemisféricas obtidas em campo:

Fotografia Hemisférica					Software Gap Light Analyzer	
Amostra	Latitude	Longitude	Data	Hora	Abertura do Dossel (%)	Vegetação do Dossel (%)
01	09° 51' 10,711" S	64° 28' 32,252" W	08/08/2017	10:38:57	18,11	81,89
02	09° 53' 9,0239" S	64° 28' 52,448" W	08/08/2017	11:03:43	38,4	61,60
03	09° 53' 10,3369" S	64° 28' 48,6059" W	08/08/2017	11:05:55	29,5	70,50
04	09° 53' 11,0919" S	64° 28' 48,7129" W	08/08/2017	11:06:46	18,31	81,69
05	09° 53' 9,883" S	64° 28' 42,932" W	08/08/2017	11:10:28	25,17	74,83
06	09° 51' 50,9049" S	64° 27' 33,2799" W	08/08/2017	11:39:59	39,16	60,84
07	09° 52' 23,15" S	64° 27' 16,434" W	08/08/2017	11:51:25	9,41	90,59
08	09° 52' 23,41" S	64° 27' 16,1689" W	08/08/2017	11:51:42	11,05	88,95
09	09° 52' 22,66" S	64° 27' 16,2799" W	08/08/2017	11:55:52	16,51	83,49
10	09° 52' 37,523" S	64° 31' 41,2749" W	08/08/2017	13:23:04	19,19	80,81
11	09° 54' 17,1719" S	64° 31' 5,2729" W	08/08/2017	13:44:11	15,96	84,04
12	09° 54' 15,6679" S	64° 31' 7,0469" W	08/08/2017	13:47:42	12,82	87,18
13	09° 54' 16,381" S	64° 31' 5,111" W	08/08/2017	13:48:38	24,15	75,85
14	09° 52' 8,883" S	64° 31' 22,2719" W	08/08/2017	14:39:12	28,25	71,75
15	09° 51' 9,4729" S	64° 31' 12,181" W	08/08/2017	14:51:21	21,32	78,68
16	09° 56' 56,88" S	64° 35' 55" W	04/08/2017	10:17:33	56,45	43,55
17	09° 56' 57,78" S	64° 35' 54" W	04/08/2017	10:18:11	51,59	48,41
18	09° 56' 56" S	64° 35' 55,05" W	04/08/2017	10:19:51	35,35	64,65
19	09° 37' 32" S	64° 32' 33" W	02/08/2017	15:35:16	50,43	49,57
20	09° 55' 03" S	64° 32' 31,34" W	08/08/2017	12:37:33	30,11	69,89
21	09° 54' 52,18" S	64° 32' 33,21" W	08/08/2017	12:39:45	29	71,00
22	09° 54' 52" S	64° 32' 34" W	08/08/2017	12:40:58	31,52	68,48
23	09° 55' 13" S	64° 31' 11" W	08/08/2017	13:01:01	23,83	76,17
24	09° 55' 14" S	64° 31' 11" W	08/08/2017	13:02:18	17,91	82,09
25	09° 55' 18" S	64° 30' 55" W	08/08/2017	13:15:20	16,22	83,78
26	09° 55' 9,93" S	64° 30' 44" W	08/08/2017	13:20:24	17,32	82,68
27	09° 55' 09" S	64° 30' 43" W	08/08/2017	13:20:59	18,09	81,91
28	09° 55' 07" S	64° 30' 43" W	08/08/2017	13:22:10	27,34	72,66
29	09° 55' 06" S	64° 30' 43" W	08/08/2017	13:23:40	28,59	71,41
30	09° 55' 07" S	64° 30' 43" W	08/08/2017	13:29:47	16,49	83,51

4.6. Análise estatística da correlação entre as fotografias hemisféricas e a modelagem espectral

Para as análises estatísticas, as fotografias hemisféricas foram comparadas com o valor resultante da fração de vegetação detectada no pixel correspondente ao local onde a fotografia foi tirada, considerando suas coordenadas geográficas. As análises foram conduzidas no software estatístico *Action Stat*, desenvolvido pela Estatcamp – Consultoria Estatística e Qualidade, que utiliza a linguagem de programação estatística R e é integrado ao Excel.

Ao serem submetidos ao teste de normalidade Kolmogorov-Smirnov, os conjuntos de dados de ambas as amostras apresentaram distribuição normal.

O teste de Kolmogorov-Smirnov pode ser utilizado para avaliar as hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: \text{Os dados seguem uma distribuição normal} \\ H_1: \text{Os dados não seguem uma distribuição normal} \end{cases}$$

Segundo consta no Manual do Usuário online do software *Action Stat* (<http://www.portaction.com.br/inferencia/62-teste-de-kolmogorov-smirnov>), esse teste observa a máxima diferença absoluta entre a função de distribuição Normal acumulada assumida para os dados, e a função de distribuição empírica dos dados. Como critério, esta diferença é comparada com um valor crítico, para um dado nível de significância.

Considerando o número de amostras $n = 30$ e um nível de significância = 5%, a tabela de valores críticos para a estatística do teste de Komolgorov-Smirnov (Apêndice I) indica o valor $D_n = 0,24$.

Após a certificação de que ambas as populações possuem distribuição normal, foi possível aplicar um teste paramétrico tradicional, baseado na distribuição *t-Student*.

Acerca das duas classes de amostras dependentes, nas quais os dados obtidos pelas fotografias hemisféricas são representados por $X_1, (\dots), X_{30}$, e os dados correspondentes da modelagem espectral (fração vegetação) são representados por $Y_1, (\dots), Y_{30}$, são consideradas observações pareadas, $(X_1, Y_1), (\dots), (X_{30}, Y_{30})$. Com isso, obtêm-se as amostras $D_1, (\dots), D_{30}$, resultantes das diferenças entre os valores de cada par (conforme Manual do Usuário online do software *Action Stat*, em <http://www.portaction.com.br/inferencia/58-teste-t-pareado>).

Para realização do Teste *t* de Student, foi estabelecida a seguinte hipótese:

$$\begin{cases} H_0: \mu_D = 0 \\ H_1: \mu_D \neq 0 \end{cases}$$

O parâmetro μ_D é estimado pela média amostral das diferenças. O Teste utiliza ainda o parâmetro μ_{D^2} , estimado pela variância amostral das diferenças. Sob a hipótese H_0 , o Teste segue uma distribuição *t* de Student com $n - 1$ graus de liberdade, onde, a um nível de significância $\alpha = 0,01$, os pontos críticos são determinados por $t_{\alpha/2}$ e $-t_{\alpha/2}$ para o teste bilateral (Figura 27):

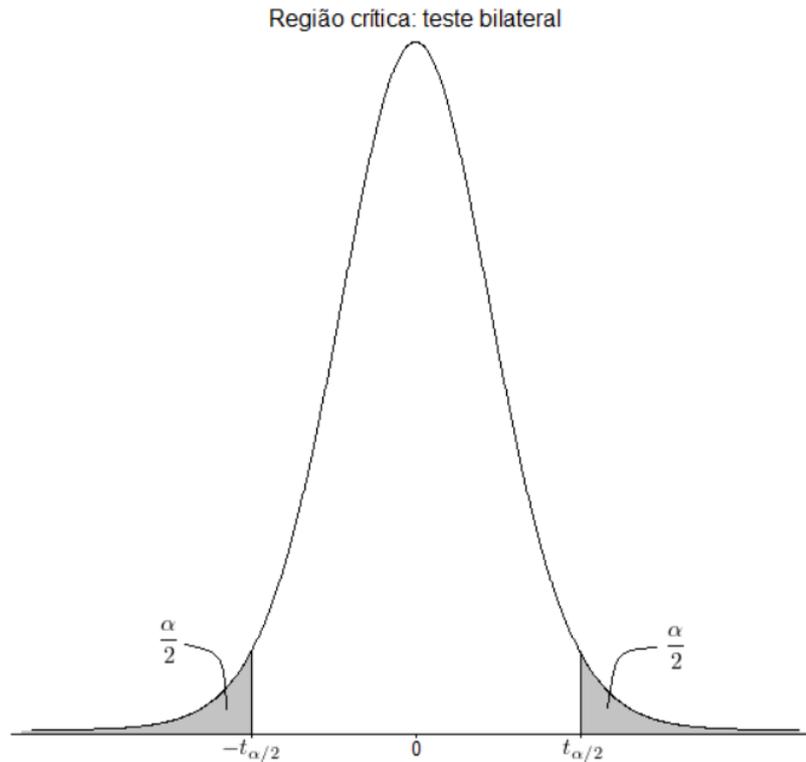


Figura 27: Teste t de Student bilateral.

Diante do exposto, o coeficiente de correlação de Pearson foi utilizado para analisar simultaneamente a intensidade da relação linear entre as duas variáveis, e pode variar em termos de valor de -1 a +1; quanto maior for o valor absoluto do coeficiente, mais forte é a relação entre as variáveis.

Sendo assim, as amostras foram avaliadas pelo teste não-paramétrico de Wilcoxon-Mann-Witney, onde são estabelecidas as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: \Delta = 0 \\ H_1: \Delta \neq 0 \end{cases}$$

O teste gera diferenças entre os grupos de amostras, e em seguida calcula a mediana das diferenças e seu respectivo intervalo de confiança. Ou seja, se a hipótese nula for aceita, a mediana da diferença é nula, e as populações não diferem em localização. Por outro lado, se a hipótese nula for rejeitada (se a mediana da diferença não for nula), temos que as populações diferem em localização. Por se tratar de uma análise não paramétrica, foi utilizado o Coeficiente de Spearman para verificar a aproximação entre as amostras.

5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

O Quadro 3 contém uma síntese dos resultados estatísticos obtidos para os métodos de geoprocessamento testados no presente trabalho, ao serem comparados com os valores de vegetação do dossel registrados pelas fotografias hemisféricas. Apenas os valores dos pixels da imagem Landsat-8/OLI apresentaram distribuição não-normal, tendo sido utilizado neste caso o teste de Wilcoxon-Mann- Witney. Os valores das demais técnicas testadas apresentaram distribuição normal, o que justificou o uso do teste *t* de Student, seguido do coeficiente de Pearson, para avaliação da relação de linearidade com os dados obtidos com as lentes hemisféricas.

Quadro 3: Síntese dos resultados estatísticos apresentados para as técnicas de geoprocessamento testadas para detecção de corte seletivo:

Processamentos	Estatística	p-valor	Coefficiente de linearidade
	<i>Teste t de Student</i>		<i>Coefficiente de Pearson</i>
Imagem Sentinel-2	-2,05678	0,04421468	0,78
Minimum Noise Fraction	-3,915886 *	0,000239665	0,51
Índice Espectral SFDVI	-1,70249	0,09401782	0,79
Índice Espectral NDVI	-6,197305 *	6,430008	-0,38
	<i>Teste de Wilcoxon-Mann-Witney</i>		<i>Coefficiente de Sperman</i>
Imagem Landsat-8	-0,166884	1,000104	0,42

Observações: Nível de confiança 99%. 58 graus de liberdade e tamanho da amostra = 30.

* Resultados fora dos parâmetros estabelecidos pelo teste *t* de Student.

5.1. Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado a imagens Sentinel-2/MSI

Para o conjunto de dados de abertura de dossel calculados pelo software *Gap Light Analyzer* foi obtido o valor $D_n = 0,1560 < 0,24$, indicando tratarem-se de dados com distribuição normal (Figura 28):

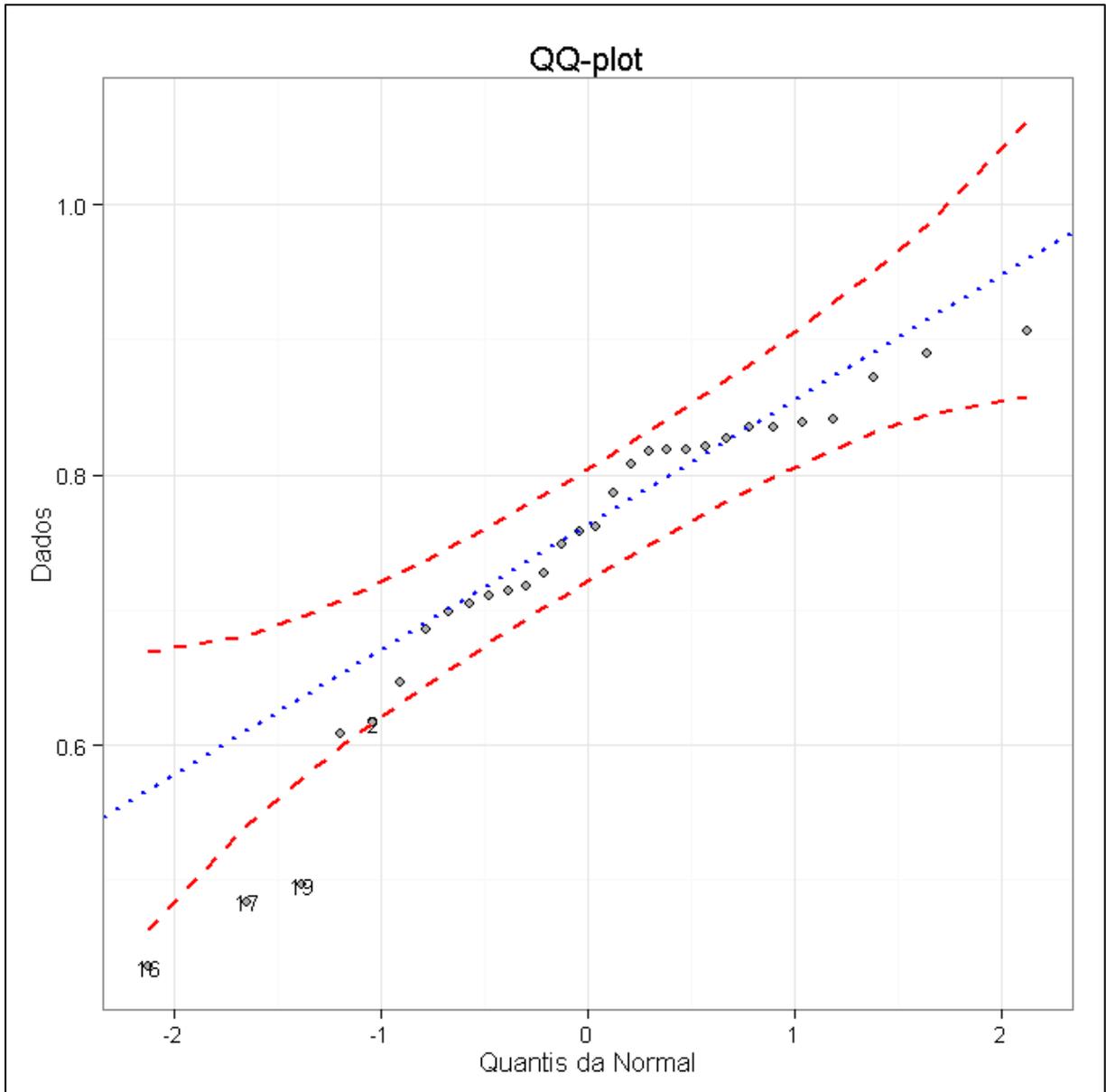


Figura 28: Gráfico da normalidade dos dados das amostras de validação (fotografias hemisféricas).

Relativo ao conjunto dos valores de fração vegetação da mistura espectral, $D_n = 0,2006 < 0,24$. Como também neste caso D_n é menor que o valor crítico, aceita-se a hipótese de normalidade dos dados (Figura 29).

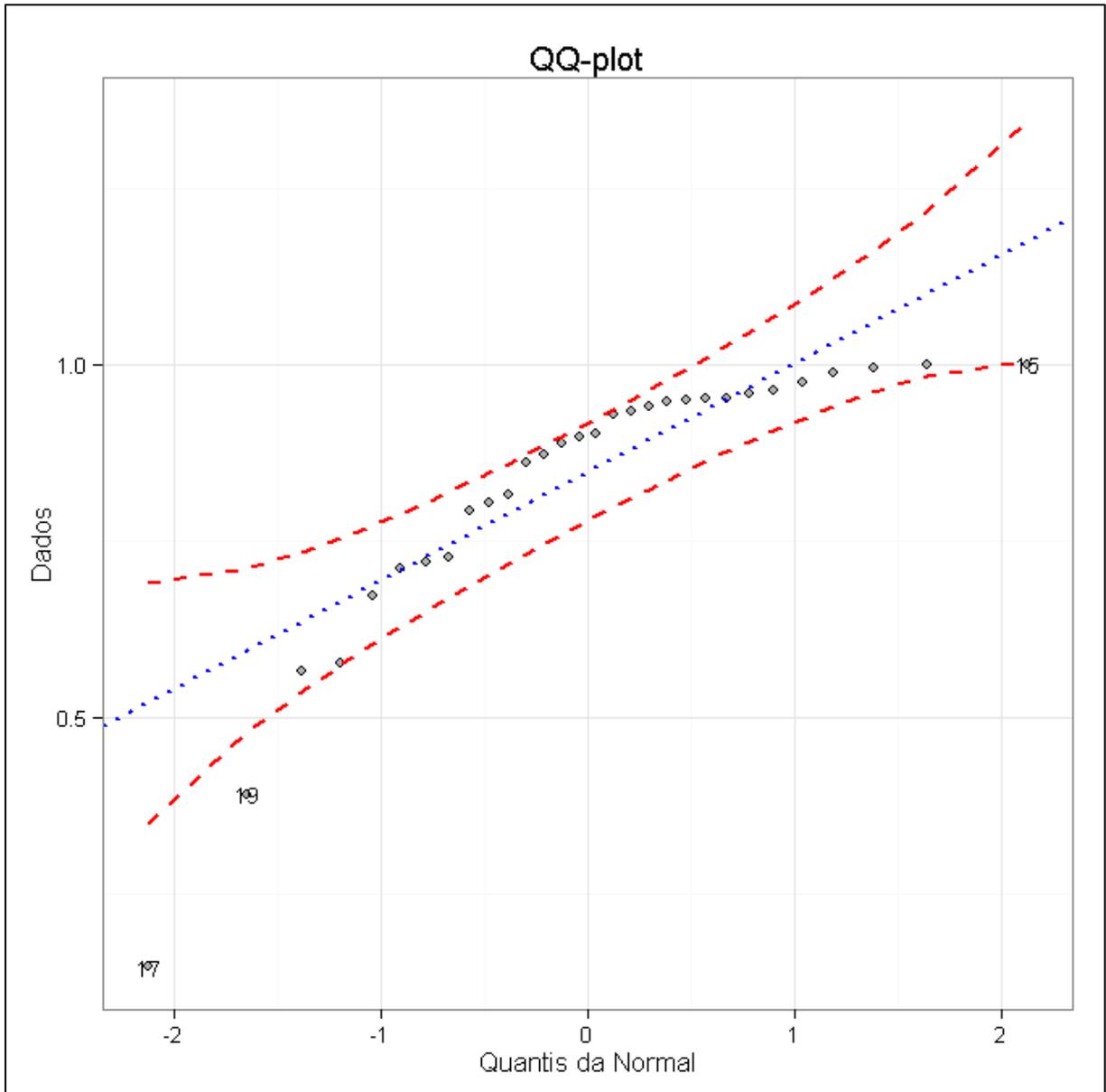


Figura 29: Gráfico de normalidade da fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, segundo valores obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas (aplicado em imagem Sentinel-2).

O Quadro 4 apresenta os resultados obtidos após a aplicação do Teste t para amostras independentes:

Quadro 4: Resultados do teste *t* de Student para os dados da fração vegetação da mistura linear relacionados com as amostras de validação:

Resultados	
Estatística T	-2,05678
Graus de Liberdade	58
P-valor	0,04421468
Média da Amostra 1	0,7410267
Média da Amostra 2	0,8276044
Desvio Padrão da Amostra 1	0,1191578
Desvio Padrão da Amostra 2	0,1973781
Desvio Padrão Agrupado	0,1630286
Tamanho da Amostra 1	30
Tamanho da Amostra 2	30
Hipótese Alternativa Diferente de	0
Nível de Confiança	99%
Limite Inferior	-0,1986856
Limite Superior	0,02553017

Considerando $\alpha = 0,01$, encontramos na tabela *t* de Student (Apêndice II) com 58 graus de liberdade os valores críticos $-t_{0,025} = -2,7564$ e $t_{0,025} = 2,7564$, para um intervalo de confiança de 0,99. Assim, como o resultado obtido pelo Teste foi 2,0567 ($-2,7564 < 2,0567 < 2,7564$), pode-se afirmar que, para um nível de significância de 99%, existem evidências para aceitar a hipótese de que as médias das duas populações são estatisticamente equivalentes.

A Figura 30 representa graficamente a distribuição dos dados de fração vegetação da mistura espectral (Amostra 2) em relação aos dados de validação fornecidos pelas fotografias hemisféricas (Amostra 1), onde a média deste grupo (valor = 0,741, representado pela linha pontilhada vermelha) encontra-se dentro do intervalo de confiança estabelecido pelo grupo “Amostra 2”.

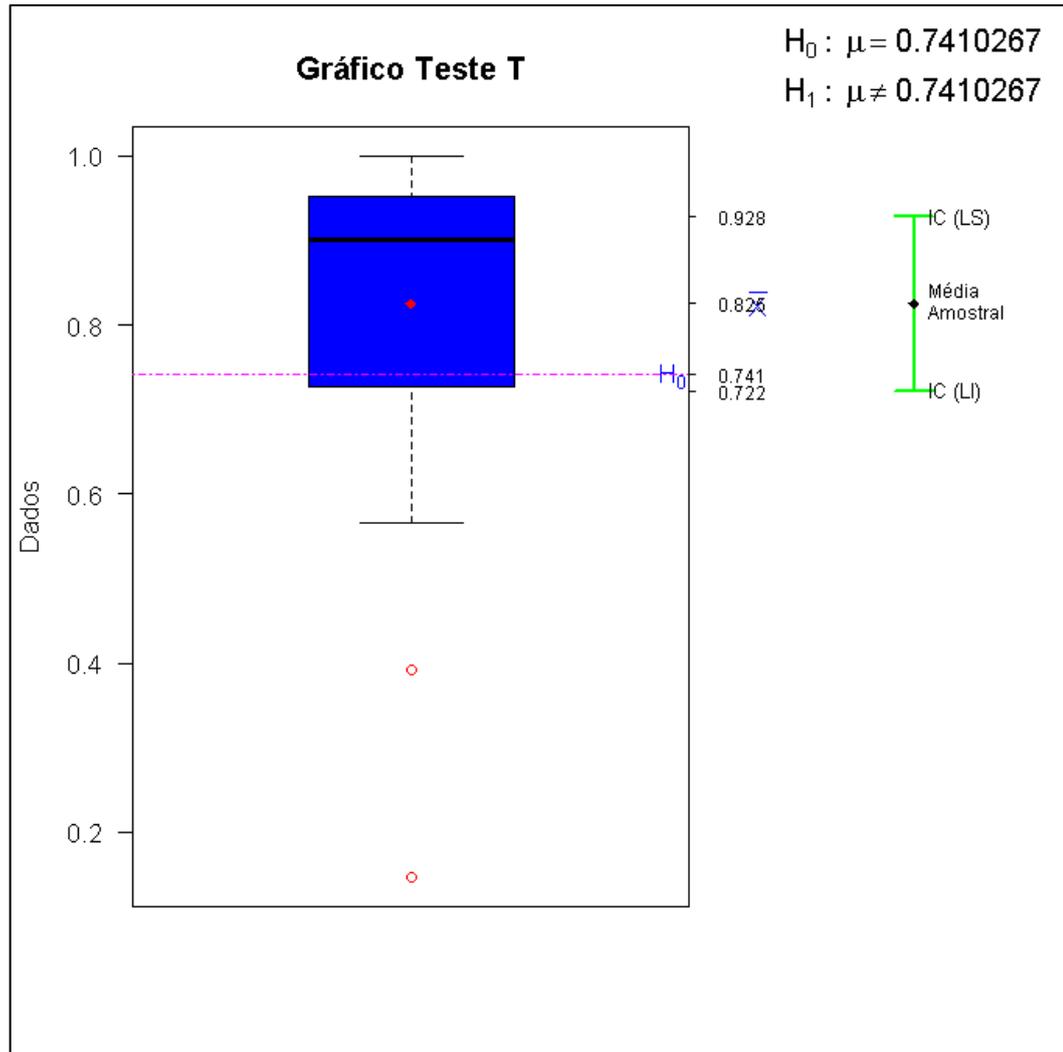


Figura 30: Gráfico que demonstra a distribuição dos dados da fração vegetação obtidos pelo modelo linear de mistura espectral em relação à média das amostras de validação (linha tracejada em vermelho).

Diante do exposto, o coeficiente de correlação de Pearson foi utilizado para analisar simultaneamente a intensidade da relação linear entre as duas variáveis, e pode variar em termos de valor de -1 a +1; quanto maior for o valor absoluto do coeficiente, mais forte é a relação entre as variáveis.

No presente caso, a correlação entre os dados das fotografias hemisféricas e da modelagem espectral foi significativa, tendo apresentado um valor de 0,78. Assim, é possível considerar que o modelo linear de mistura espectral conduzido em imagens Sentinel-2 foi satisfatório, mesmo inferindo-se que ainda existem áreas de corte seletivo que não foram detectadas pelo método empregado. O gráfico na Figura 31 demonstra a relação linear das amostras coletadas.

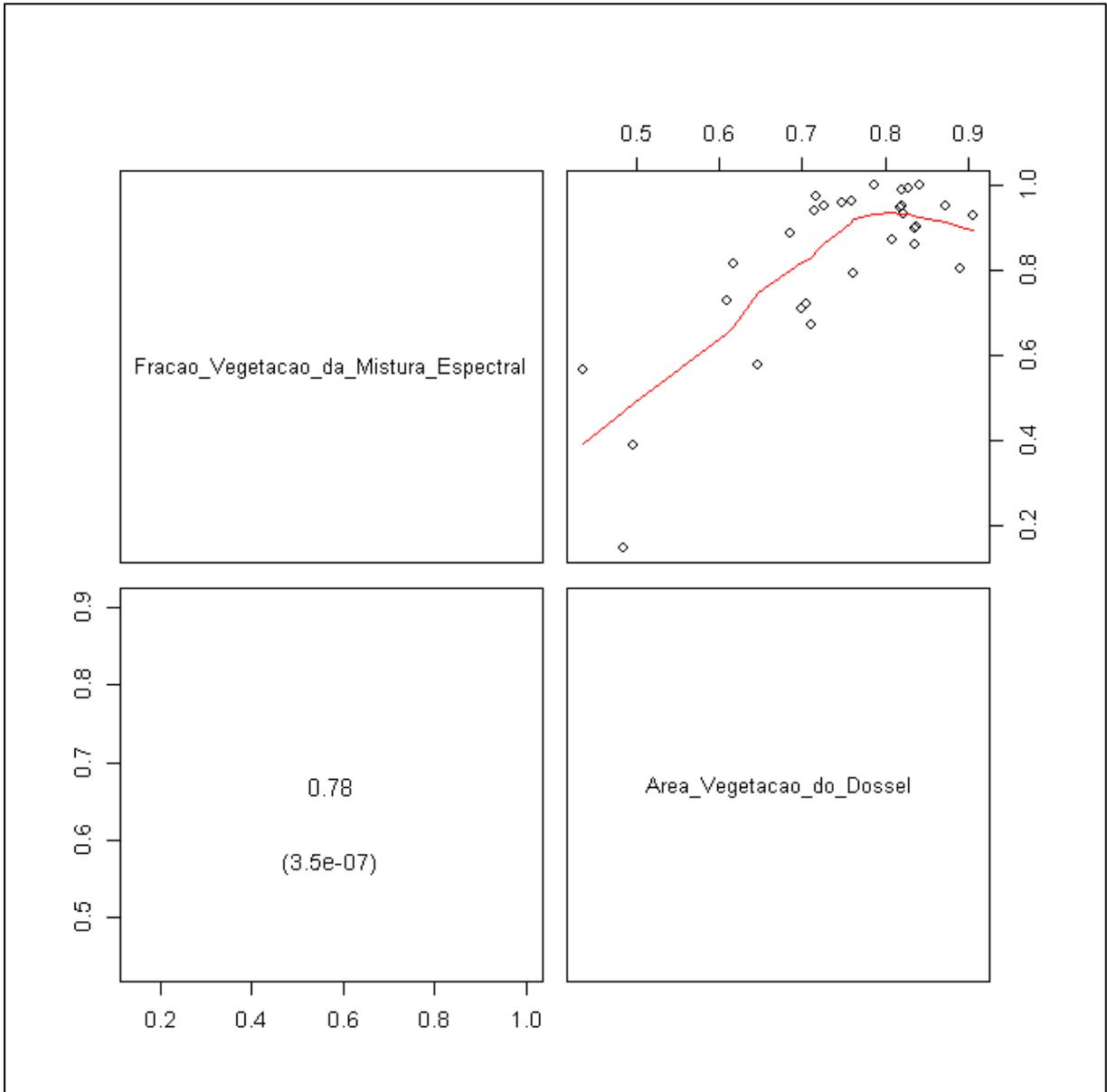


Figura 31: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,78, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das amostras de validação (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral.

Os resultados da análise, na qual foram comparados os grupos de amostra das áreas com vegetação detectadas por meio das fotografias hemisféricas com os grupos de amostra resultantes da fração vegetação do modelo linear de mistura espectral, encontram-se no Quadro 5. Também foram incluídos no referido Quadro os resultados do modelo após processamento dos dados com a técnica *Minimum Noise Fraction* (item 5.2).

Quadro 5: Valores das frações solo, vegetação e sombra gerados pelo modelo linear de mistura espectral, com e sem uso da técnica Minimum Noise Fraction:

Amostra	Modelo Linear de Mistura Espectral em imagem Sentinel-2			Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado após Minimum Noise Fraction		
	Fração Solo (%)	Fração Vegetação (%)	Fração Sombra (%)	Fração Solo (%)	Fração Vegetação (%)	Fração Sombra (%)
01	0,011535	0,988465	0,000000	-0,2410	0,9676	-0,1584
02	0,129064	0,815917	0,055019	0,2296	1,1412	0,0331
03	0,137759	0,720215	0,142025	0,1768	0,9939	0,1117
04	0,040373	0,947598	0,012029	0,0669	1,1135	0,0005
05	0,040600	0,959400	0,000000	-0,0101	1,0223	-0,0968
06	0,118831	0,727566	0,153603	0,1484	1,0491	0,0935
07	0,033492	0,928591	0,037917	0,0777	1,0966	0,0122
08	0,071915	0,804640	0,123445	0,0372	0,9539	0,0304
09	0,060560	0,861058	0,078382	0,1413	1,1529	0,0578
10	0,053434	0,873118	0,073448	-0,0317	0,6677	0,0199
11	0,000000	1,000000	0,000000	-0,0851	1,1715	-0,2636
12	0,048551	0,951449	0,000000	-0,1331	0,8171	-0,2082
13	0,036484	0,963516	0,000000	0,0381	1,0447	-0,0352
14	0,025178	0,974822	0,000000	-0,0096	1,0078	-0,1094
15	0,000000	1,000000	0,000000	-0,3063	0,7743	-0,4762
16	0,323410	0,565656	0,110934	0,2671	0,8077	0,0300
17	0,853426	0,146574	0,000000	0,8767	0,4176	-0,0678
18	0,423718	0,576282	0,000000	0,4685	0,7558	-0,1063
19	0,609036	0,390964	0,000000	0,1047	0,3414	-0,0446
20	0,144103	0,711392	0,144505	0,1408	0,7469	0,1199
21	0,124389	0,671193	0,204418	0,2044	1,1068	0,1694
22	0,077484	0,886856	0,035660	0,0029	0,7872	-0,0175
23	0,110568	0,792702	0,096730	0,0910	0,8455	0,0995
24	0,065811	0,934189	0,000000	0,0069	0,9097	-0,0435
25	0,032243	0,901268	0,066489	-0,0325	0,7730	0,0608
26	0,000000	0,994461	0,005539	0,1208	1,4601	0,0058
27	0,047057	0,949811	0,003132	0,0033	0,8889	-0,0066
28	0,048920	0,951080	0,000000	-0,0981	0,7734	-0,1536
29	0,022363	0,941193	0,036443	0,0237	0,9733	0,0536
30	0,014554	0,898156	0,087289	0,0884	1,2379	0,1248

5.2. Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado após a técnica “Minimum Noise Fraction”

Minimum Noise Fraction (MNF) é uma técnica de processamento que reduz a dimensionalidade e o ruído dos dados. Talvez pelo fato de ter sido desenvolvida para produtos hiperespectrais, o resultado desta técnica, aplicada antes do modelo linear de mistura espectral em imagem multiespectral, apresentou uma linearidade menor do que aquela obtida com o modelo linear aplicado diretamente nas imagens Sentinel-

2. Com isso, a técnica MNF foi descartada neste ponto, não tendo sido aplicada para a análise dos índices espectrais de vegetação. O processo foi executado com as 6 primeiras bandas geradas, com base no gráfico da Figura 32:

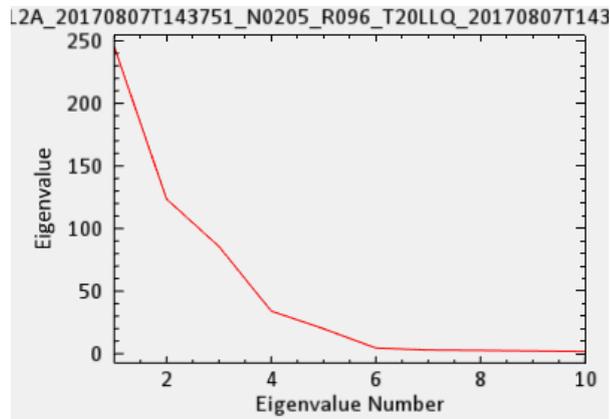


Figura 32: Gráfico que demonstra a disponibilidade de informação em cada banda da imagem, após aplicado a técnica “Minimum Noise Fraction”.

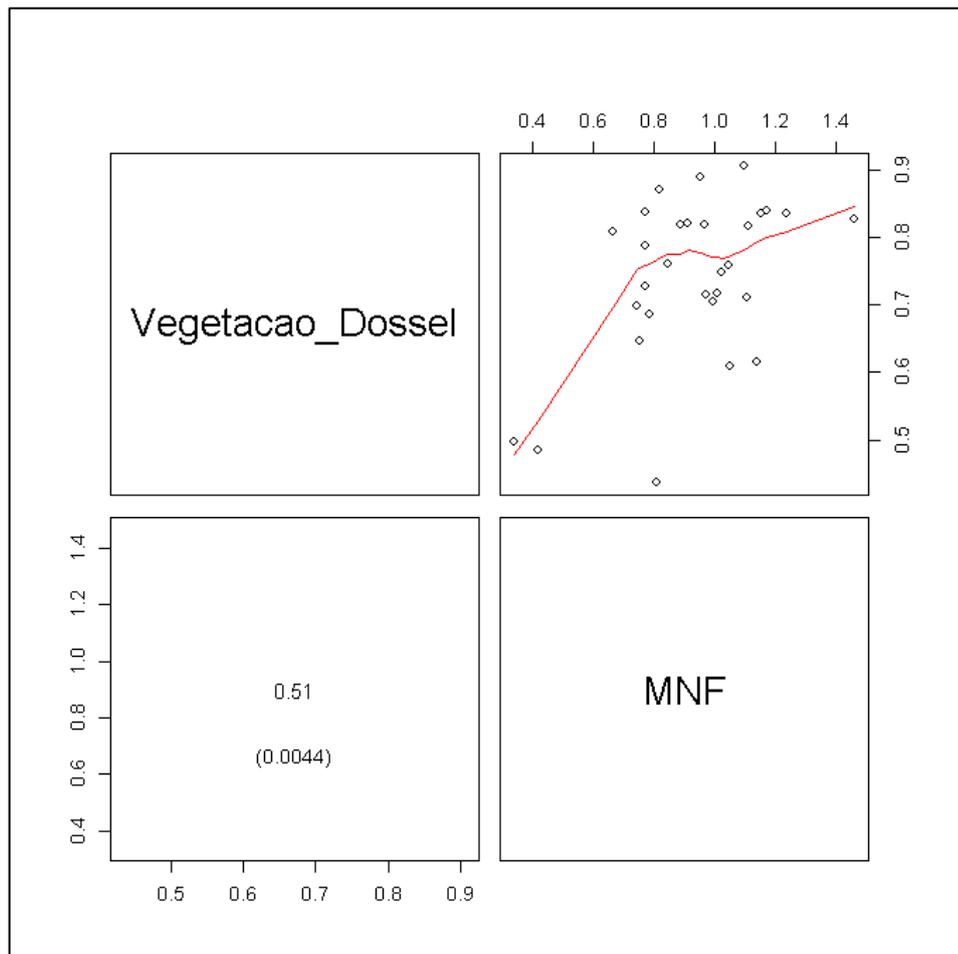


Figura 33: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,51, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das amostras de validação (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, após aplicada a técnica “Minimum Noise Fraction”.

O coeficiente de Pearson apresentou uma correlação de 0,50 em relação às amostras de validação (fotografias hemisféricas) (Figura 33). Segundo o teste *t* de Student com $\alpha = 0,01$ e 58 graus de liberdade, a média dessa população não se aproxima à média da população dos dados de validação, tendo em vista a obtenção do valor -3,9158 (Quadro 6), que se encontra fora da região de aceitação imposta pelo Teste, que seria entre -2,7564 e 2,7564 (segundo consta na tabela do Teste, no Apêndice II). A Figura 34 demonstra graficamente a amplitude da média dos dados da modelagem com MNF não inclui a média dos valores das fotografias hemisféricas (0,741, em linha tracejada vermelha). A normalidade dos dados foi confirmada pelo teste de Komolgorov-Smirnov aplicado para o número de amostras $n = 30$ e um nível de significância = 5%, onde foi obtido o valor $D_n = 0,1179 < 0,24$.

Quadro 6: Resultados do teste t de Student para os dados da modelagem executada utilizando a técnica Minimum Noise Fraction, relacionados com as amostras de validação:

Resultados	
Estatística T	-3,915886
Graus de Liberdade	58
P-valor	0,000239665
Média da Amostra 1	0,7410267
Média da Amostra 2	0,9266441
Desvio Padrão da Amostra 1	0,1191578
Desvio Padrão da Amostra 2	0,2306674
Desvio Padrão Agrupado	0,1835838
Tamanho da Amostra 1	30
Tamanho da Amostra 2	30
Hipótese Alternativa Diferente de	0
Nível de Confiança	99%
Limite Inferior	-0,3118602
Limite Superior	-0,05937463

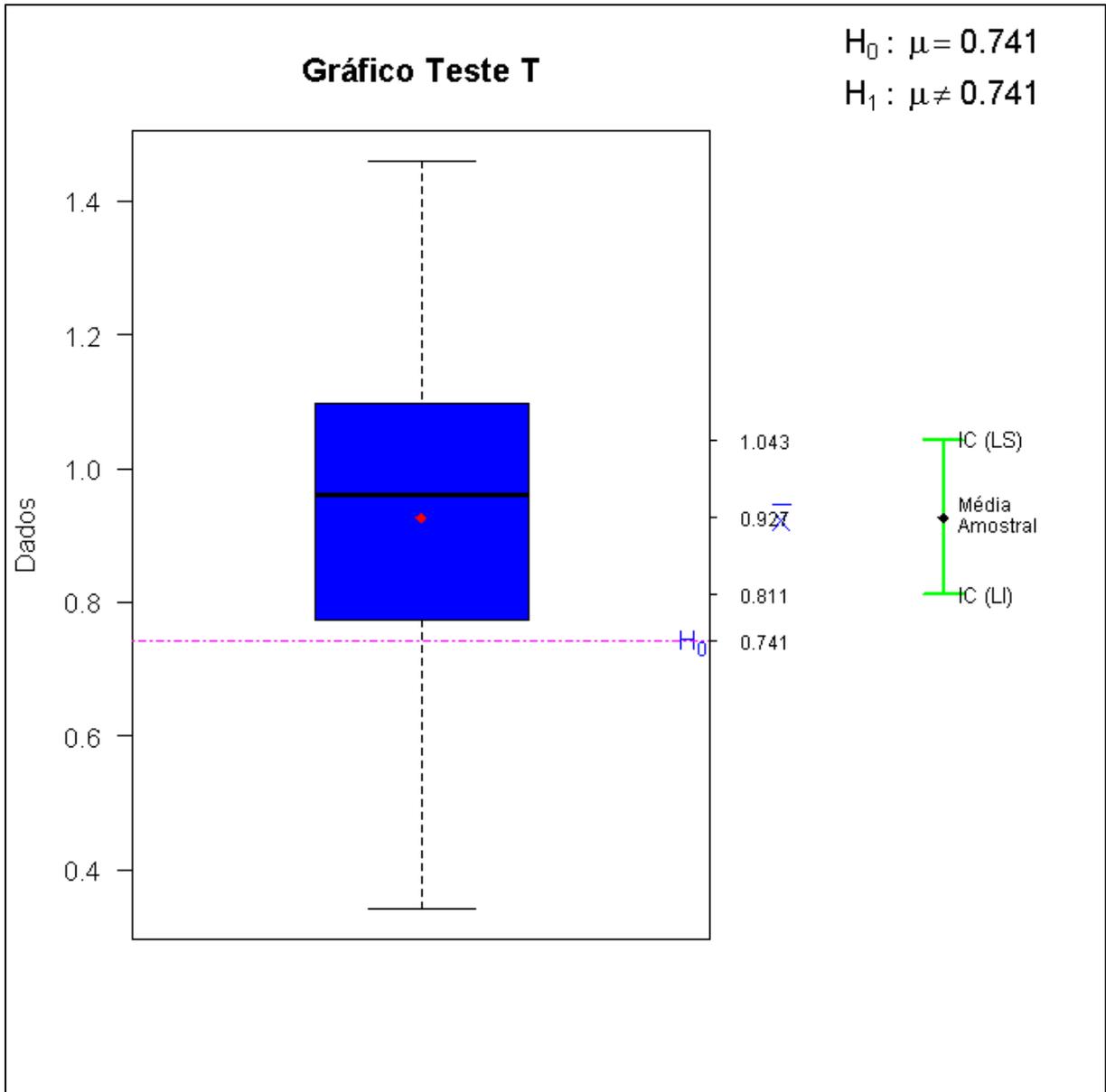


Figura 34: Gráfico que demonstra a distribuição dos dados da fração vegetação obtidos pelo modelo linear de mistura espectral, após aplicada a técnica “Minimum Noise Fraction”, em relação à média das amostras de validação (linha tracejada em vermelho).

5.3. Aplicação do Índice Espectral SFDVI a imagens Sentinel-2/MSI

O índice espectral SFDVI foi aplicado de forma integrada à modelagem linear de mistura espectral; de maneira análoga, o mesmo procedimento foi realizado com o índice NDVI. Os resultados obtidos encontram-se no Quadro 7:

Quadro 7: Valores das frações solo, vegetação e sombra gerados pelo modelo linear de mistura espectral, integrado aos índices de vegetação SFDVI e NDVI:

Amostra	Modelo Linear de Mistura Espectral integrado ao Índice Espectral SFDVI			Modelo Linear de Mistura Espectral integrado ao Índice Espectral NDVI		
	Fração Solo (%)	Fração Vegetação (%)	Fração Sombra (%)	Fração Solo (%)	Fração Vegetação (%)	Fração Sombra (%)
01	0,065306	0,934694	0,000000	0,1505	0,8495	0,0000
02	0,160935	0,788583	0,050482	0,0729	0,9271	0,0000
03	0,149903	0,709463	0,140634	0,0658	0,9062	0,0280
04	0,109529	0,888535	0,001937	0,1013	0,8987	0,0000
05	0,112409	0,887591	0,000000	0,0919	0,9081	0,0000
06	0,119496	0,726466	0,154037	0,0422	0,9236	0,0342
07	0,099775	0,872148	0,028077	0,1337	0,8663	0,0000
08	0,089490	0,789437	0,121073	0,0986	0,9013	0,0001
09	0,105725	0,822322	0,071953	0,0874	0,9126	0,0000
10	0,127726	0,810057	0,062217	0,0884	0,9116	0,0000
11	0,069360	0,930640	0,000000	0,1320	0,8680	0,0000
12	0,089127	0,910873	0,000000	0,1258	0,8742	0,0000
13	0,129420	0,870580	0,000000	0,1086	0,8914	0,0000
14	0,103553	0,896447	0,000000	0,1166	0,8834	0,0000
15	0,062382	0,937618	0,000000	0,1962	0,8038	0,0000
16	0,289461	0,594330	0,116209	0,0000	1,0000	0,0000
17	0,686373	0,313627	0,000000	0,0000	1,0000	0,0000
18	0,377233	0,622766	0,000000	0,1762	0,8238	0,0000
19	0,492460	0,507540	0,000000	0,1830	0,8170	0,0000
20	0,171326	0,688306	0,140368	0,1011	0,8613	0,0376
21	0,118952	0,675212	0,205837	0,0000	0,9133	0,0867
22	0,121640	0,849425	0,028935	0,1460	0,8540	0,0000
23	0,137431	0,769752	0,092817	0,1233	0,8767	0,0000
24	0,127982	0,872018	0,000000	0,0862	0,9138	0,0000
25	0,092775	0,850004	0,057221	0,1817	0,8183	0,0000
26	0,068321	0,931679	0,000000	0,0842	0,9158	0,0000
27	0,113398	0,886602	0,000000	0,1657	0,8343	0,0000
28	0,104032	0,895968	0,000000	0,1427	0,8573	0,0000
29	0,105519	0,870421	0,024059	0,1256	0,8744	0,0000
30	0,054168	0,864158	0,081675	0,1177	0,8823	0,0000

Considerando os mesmos *endmembers* utilizados na modelagem linear de mistura espectral como referência, foram obtidos os valores de 0,00850 para solo e - 0,00070 para água (valores mais baixos são traduzidos em pixels mais escuros na imagem), e 0,13995 para floresta (pixels mais claros, que apresentam valores mais altos). Baptista (2015) obteve valores entre -0,09 e 0,24 em processamento com imagem RapidEye do Parque Nacional de Brasília.

Os dados da modelagem linear de mistura espectral integrados com o índice espectral SFDVI também apresentaram distribuição normal, segundo o teste de

Komolgorov-Smirnov aplicado para o número de amostras $n = 30$ e um nível de significância = 5% (segundo tabela de valores críticos no Apêndice I), onde foi obtido o valor $D_n = 0,2046 < 0,24$. Como o valor de D_n é menor que o valor crítico, aceita-se a hipótese de normalidade dos dados (Figura 35). O p-valor de $0,0025 < 0,05$ atesta a significância do teste.

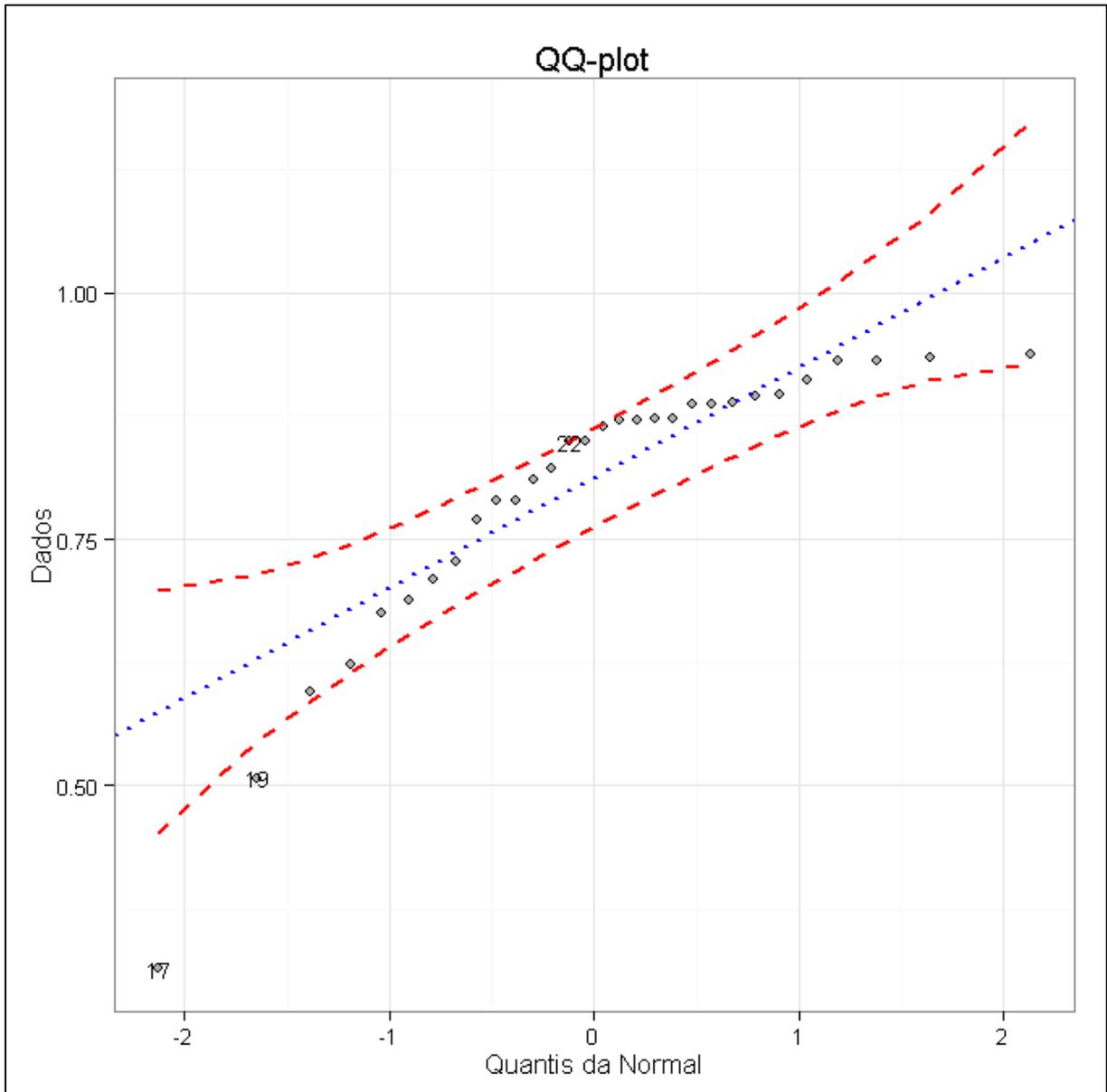


Figura 35: Gráfico de normalidade dos valores de SFDVI obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas (aplicado em imagem Sentinel-2).

Confirmada a normalidade dos dados, foi aplicado o teste t de Student como $\alpha = 0,01$, e 29 graus de liberdade, onde foi obtido o resultado $-1,7024$ ($-2,7564 < -1,7024$

< 2,7564). Assim, é possível afirmar que, para um nível de significância de 99%, a média da população da modelagem integrada ao SFDVI pode ser considerada equivalente à média da população dos dados fornecidos pelas fotografias hemisféricas (resultados do teste no Quadro 8). A Figura 36 representa graficamente a distribuição dos dados de fração vegetação da mistura espectral integrada ao SFDVI (Amostra 2) em relação aos dados das fotografias hemisféricas (Amostra 1), onde a média deste grupo (valor = 0,741, representado pela linha pontilhada vermelha) encontra-se dentro do intervalo de confiança estabelecido pelo grupo “Amostra 2”.

Quadro 8: Resultados do teste t de Student para os dados da modelagem integrada com o índice SFDVI, relacionados com os resultados das fotografias hemisféricas:

Resultados	
Estatística T	-1,70249
Graus de Liberdade	58
P-valor	0,09401782
Média da Amostra 1	0,7410267
Média da Amostra 2	0,7989087
Desvio Padrão da Amostra 1	0,1191578
Desvio Padrão da Amostra 2	0,1431024
Desvio Padrão Agrupado	0,1316755
Tamanho da Amostra 1	30
Tamanho da Amostra 2	30
Hipótese Alternativa Diferente de	0
Nível de Confiança	99%
Limite Inferior	-0,1484297
Limite Superior	0,03266561

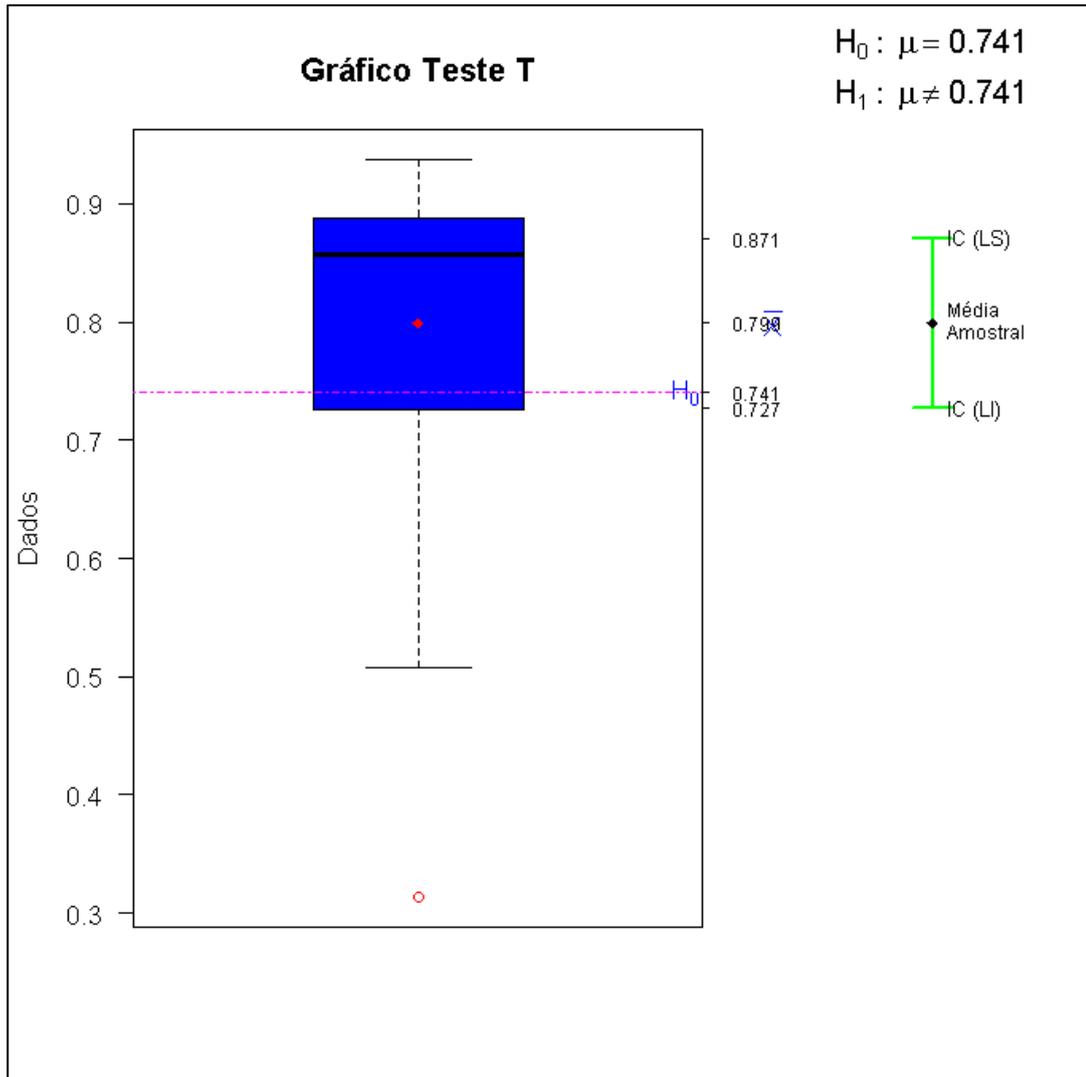


Figura 36: Gráfico que demonstra a distribuição dos valores de SFDVI obtidos nos mesmos pixels de localização das fotografias hemisféricas, em relação à média das fotografias hemisféricas (linha tracejada em vermelho).

A intensidade da relação linear entre essas duas variáveis pelo coeficiente de correlação de Pearson apresentou um valor de 0,79 (gráfico da Figura 37), tendo demonstrado uma melhoria em relação à modelagem linear de mistura espectral sem o índice SFDVI, que apresentou uma relação de linearidade de 0,78.

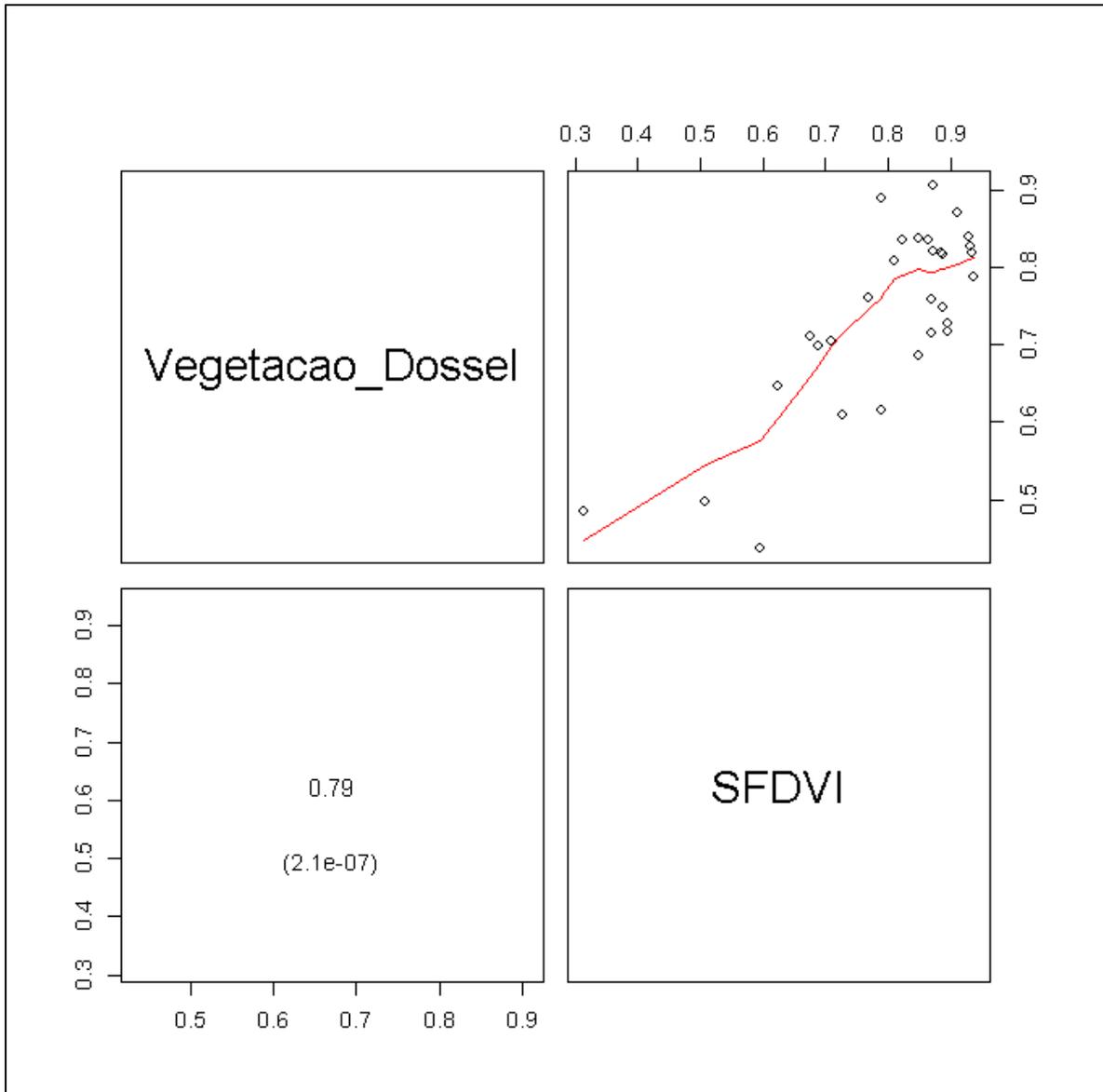


Figura 37: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,79, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das fotografias hemisféricas (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral integrado com o índice espectral SFDVI.

Ao investigar os efeitos de incêndios florestais e corte seletivo em área de Amazônia Legal no Mato Grosso, Matricardi *et al.* (2010) avaliaram a correspondência entre as fotografias hemisférica e o desempenho de seis índices espectrais aplicados em imagens Landsat TM e ETM+. Valores a partir de 0,80 obtidos no Teste de Fischer foram considerados de grande valia, sendo que a maior correlação obtida foi de 0,84, para o índice MSAVI (Quadro 9). Por se tratar de um estudo semelhante, o resultado de 0,79 obtido para o índice SFDVI no presente trabalho pode ser considerado satisfatório.

Quadro 9: Relações lineares entre índices de vegetação (variáveis independentes) obtidos a partir de imagens Landsat e cobertura florestal do dossel (variável dependente) calculada a partir de mensurações de campo:

Índice de Vegetação	R-quadrado	F(1, 45)
MSAVI*	0.84	236.83
GEMI*	0.80	182.21
NDVI*	0.67	92.26
MSAVI (modificado pelos autores)*	0.81	191.90
GEMI (modificado pelos autores)*	0.78	155.79
AFRI*	0.60	68.25
GV*	0.76	144.24

* $p < 0.0001$; $N = 47$. (Fonte: Matricardi *et al.*, 2010):

Diante dos resultados contidos no Quadro 7, é possível observar que o índice SFDVI aumenta a sensibilidade da modelagem à fração solo, e conseqüentemente ao corte seletivo praticado nas áreas vistoriadas em campo. Com isso, infere-se que a aplicação do modelo linear de mistura espectral de forma integrada ao índice SFDVI melhora a modelagem da vegetação fotossinteticamente ativa presente na cena. Por outro lado, estes resultados contradizem estudo conduzido por Sothe *et al.* (2017), no qual a inclusão de índices de vegetação (no caso, NDVI, DVI, GNDVI, NDVIRed-Edge, GRVI, OSAVI e NDII) na classificação conduzida com dados Sentinel-2 não produziu um aumento na acurácia da classificação, enquanto que para os resultados obtidos a partir do Landsat-8 foi observada uma melhoria considerável. No entanto, estavam sendo testados outros fatores simultaneamente aos índices de vegetação, quais sejam, textura e multitemporalidade.

Existem vários trabalhos que afirmam que a introdução da banda do *Red Edge* (integrante do índice SFDVI) aumenta a separabilidade entre as classes de uso do terreno, melhorando a acurácia da classificação de áreas com floresta e cultivos agrícolas. Fernández-Manso, Fernández-Manso e Quintano (2016) asseguram a superioridade dos índices espectrais com *Red Edge* (particularmente, Modified Simple Ratio Red-edge, Chlorophyll Index Red-edge, Normalized Difference Vegetation Index Red-edge) em relação aos índices convencionais para discriminar a severidade de queimadas, em estudo realizado com imagens Sentinel-2. Segundo Hatfield & Schepers (2008), o emprego dos canais Verde e *Red Edge*, ambos empregados no SFDVI, evitam a saturação e a concomitante perda de sensibilidade a certos valores de clorofila, além de serem mais sensíveis a valores moderados a altos de clorofila.

Immitzer *et al.* (2016), ao utilizar dados de Sentinel-2 na discriminação de espécies de vegetação e cultivos, também concluíram que as bandas do SWIR e do *Red Edge* possuem uma importância decisiva na classificação das imagens. Ramoelo *et al.* (2015), ao utilizar regressão linear múltipla para avaliar as bandas do Sentinel-2, verificaram que as bandas SWIR-1 e SWIR-2, juntamente com a primeira banda *Red Edge* (a mesma utilizada no índice SFDVI), atingiram os valores de importância mais altos ao mensurar o conteúdo de nitrogênio foliar na savana africana.

5.4. Aplicação do Índice Espectral NDVI a imagens Sentinel-2/MSI

O mesmo procedimento executado com o SFDVI foi realizado com o índice espectral NDVI. As imagens na Figura 31 permitem inferir que o índice provocou saturação na vegetação florestal, especialmente se comparadas às imagens da Figura 30, que demonstra a aplicação do índice SFDVI aos dados Sentinel-2 do presente estudo.

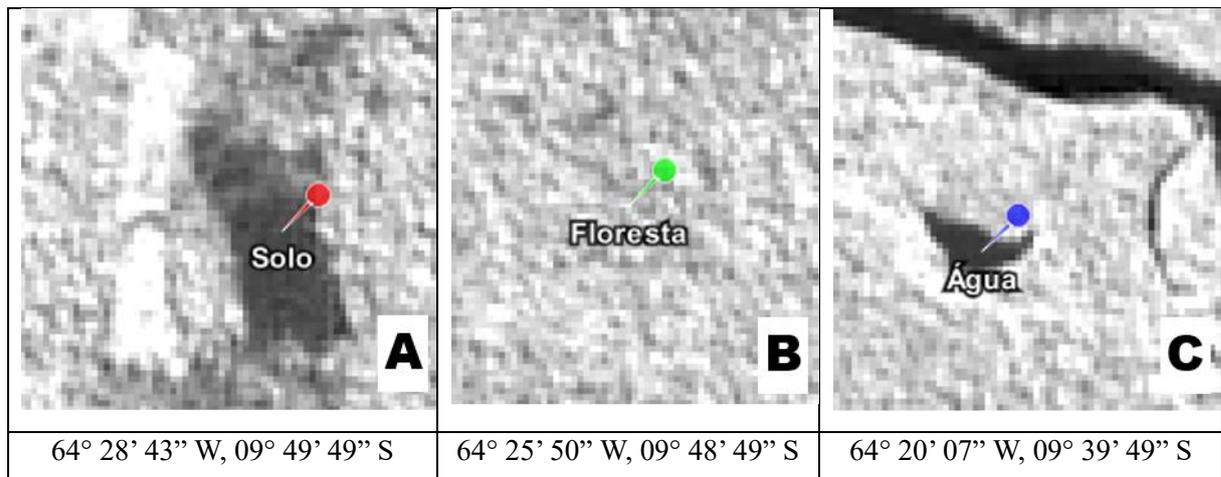


Figura 38: Resultados do índice espectral SFDVI em imagem Sentinel-2 (os valores encontrados estão entre parênteses): (A) Solo (0,00850), (B) Floresta (0,13995) e (C) Água (-0,00070).

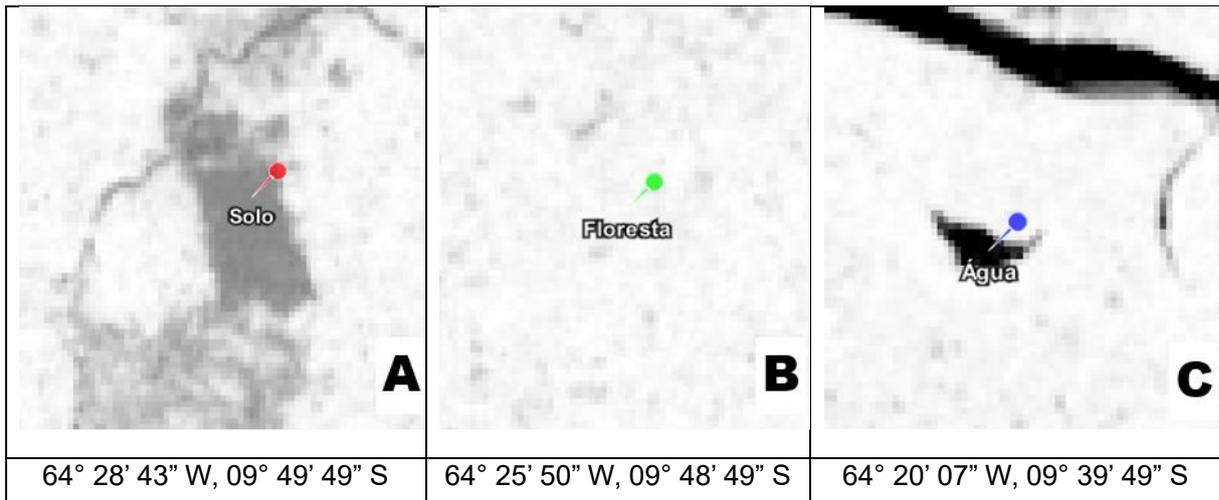


Figura 39: Resultados do índice espectral NDVI em imagem Sentinel-2 (os valores encontrados estão entre parênteses): (A) Solo (0,25486), (B) Floresta (0,86338) e (C) Água (-0,39303).

No entanto, não foi obtida uma boa correlação com os dados das fotografias hemisféricas, já que o coeficiente de Pearson apresentou um valor de -0,38, com a curva apresentando tendência negativa (conforme gráfico da Figura 40). Segundo o teste *t* de Student com $\alpha = 0,01$ e 29 graus de liberdade, a média desta população não se aproxima à média da população dos dados das fotografias, diante da obtenção do valor -6,1973 (Quadro 10), que se encontra fora da região de aceitação imposta pelo Teste, que seria entre -2,7564 e 2,7564 (segundo consta na tabela do Teste, no Apêndice II). A Figura 41 demonstra graficamente a amplitude da média dos dados da modelagem com NDVI não inclui a média dos valores das fotografias hemisféricas. A normalidade dos dados foi confirmada pelo teste de Komolgorov-Smirnov aplicado para o número de amostras $n = 30$ e um nível de significância = 5%, onde foi obtido o valor $D_n = 0,1231 < 0,24$.

*Quadro 10: Resultados do teste *t* de Student para os dados da modelagem integrada com o índice NDVI, relacionados com as fotografias hemisféricas:*

Resultados	
Estatística T	-6,197305
Graus de Liberdade	58
P-valor	6,43E-08
Média da Amostra 1	0,7410267
Média da Amostra 2	0,8855981
Desvio Padrão da Amostra 1	0,1191578
Desvio Padrão da Amostra 2	0,04612435
Desvio Padrão Agrupado	0,09034941

Tamanho da Amostra 1	30
Tamanho da Amostra 2	30
Hipótese Alternativa Diferente de	0
Nível de Confiança	95%
Limite Inferior	-0,1912678
Limite Superior	-0,09787517

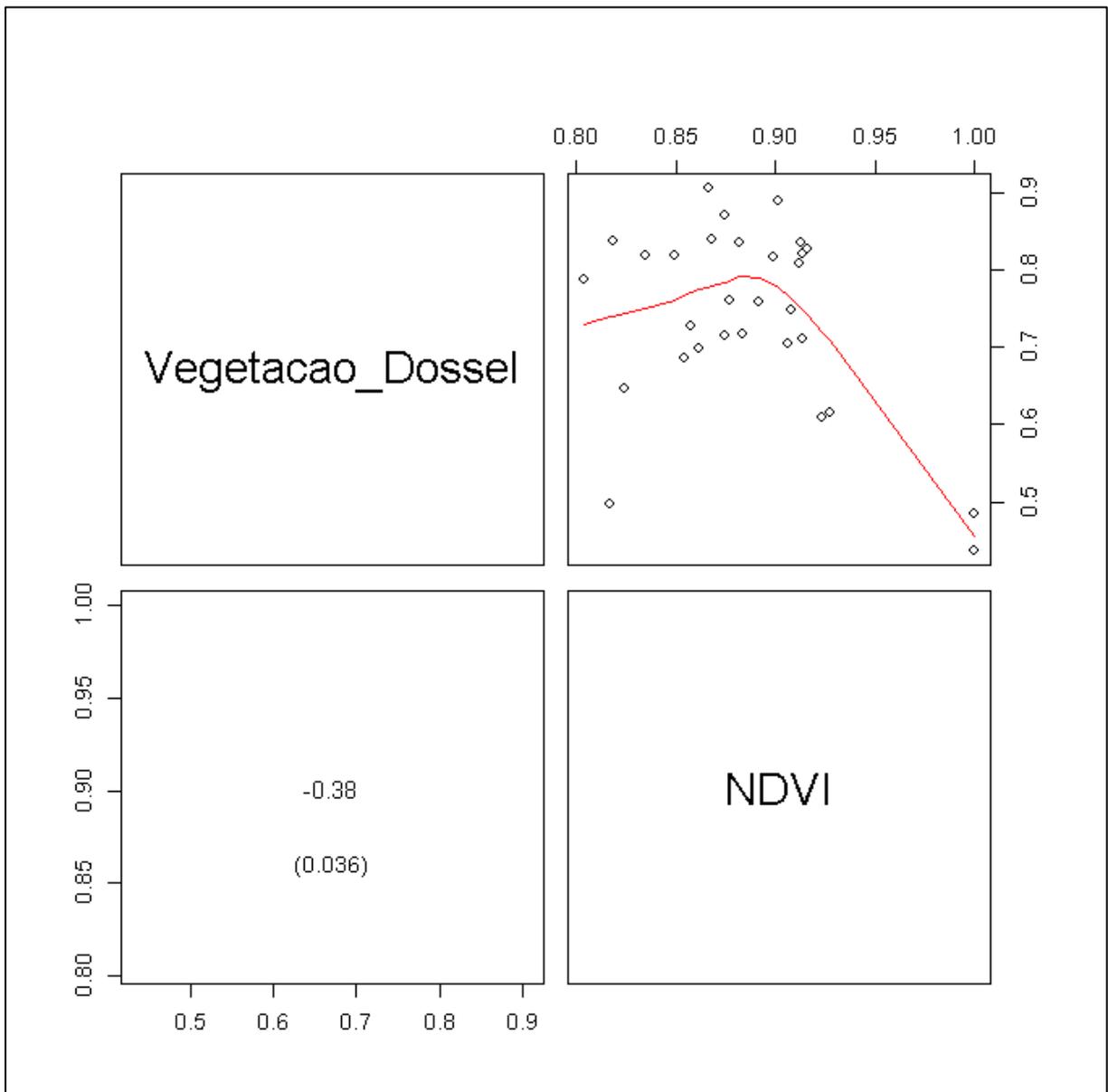


Figura 40: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de $-0,38$, segundo coeficiente de Pearson, entre os dados das amostras das fotografias hemisféricas (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral integrado com o índice espectral NDVI.

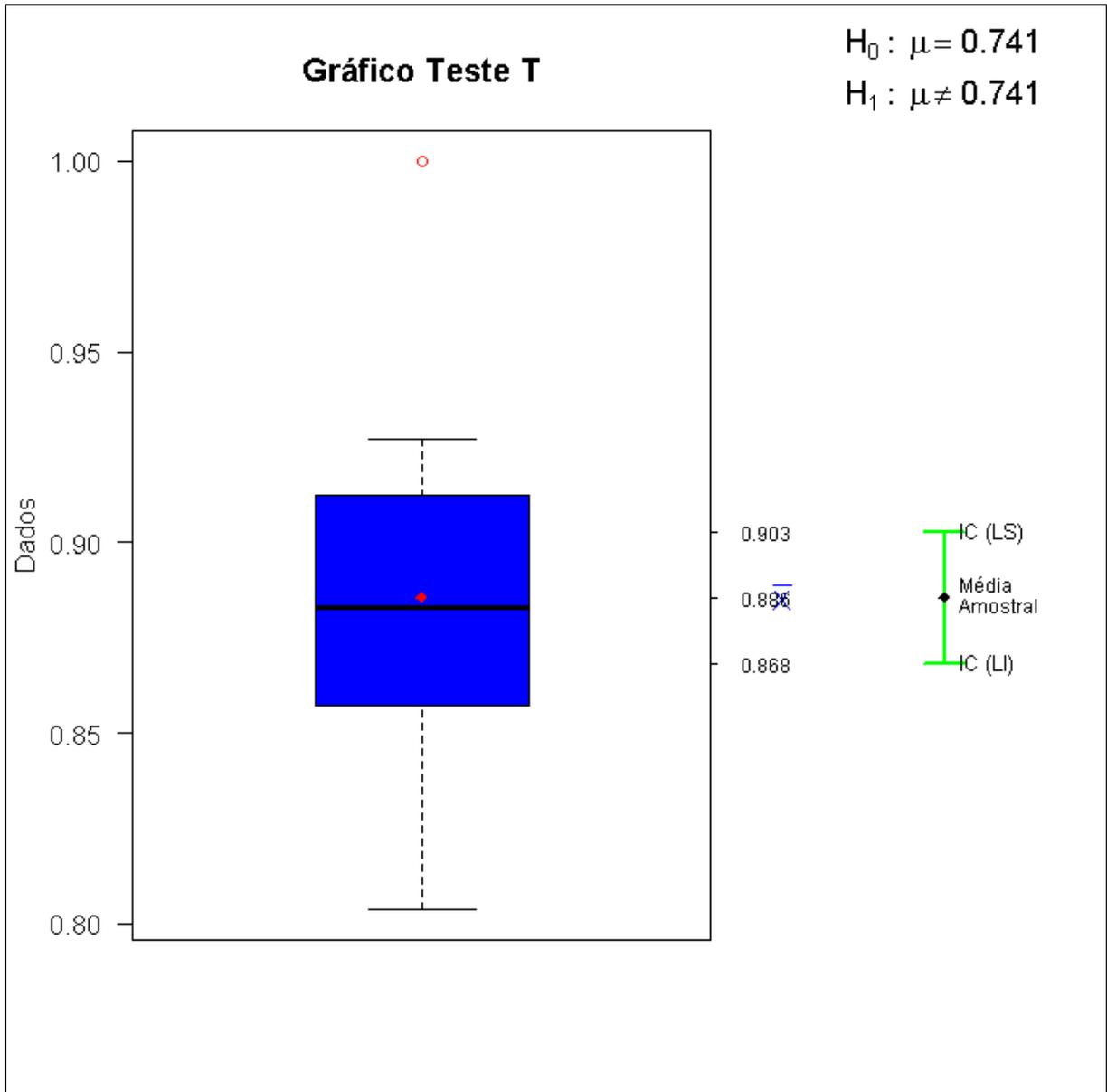


Figura 41: Gráfico que demonstra a distribuição dos dados da fração vegetação obtidos pelo modelo linear de mistura espectral integrado ao índice NDVI, onde a média das amostras obtidas pelas fotografias hemisféricas não aparece dentro do intervalo de confiança.

Estes resultados demonstram a eficiência do índice SFDVI, possivelmente pela presença das bandas *Red Edge* e Verde, conforme exposto no item 5.3, o que permitiu uma melhoria na identificação da vegetação fotossinteticamente ativa que não pôde ser evidenciada pelo NDVI. Os problemas de saturação apresentados pelo NDVI em florestas densas devem-se principalmente à intensidade da reflectância espectral na região do NIR, o que torna este índice insensível a certas alterações na vegetação (Sothe *et al.*, 2017), o que pode ter influenciado no fraco desempenho observado no

presente estudo. Por exemplo, outros índices, como o GRVI, fazem uso da banda Verde (empregada no SFDVI) para tentar minimizar os problemas de saturação apresentados pelo NDVI.

5.5. Modelo Linear Espectral aplicado com imagem Landsat 8/OLI

Também foi feito um comparativo com imagem do satélite Landsat 8-OLI órbita/ponto 233/067 de 28/07/2017, disponibilizada gratuitamente pelo *United States Geological Survey* no site <https://earthexplorer.usgs.gov>. A conversão dos números digitais da cena em valores de reflectância de superfície foi executada por meio do algoritmo FLAASH, presente no software ENVI 5.2. Os valores gerados pelo modelo linear de mistura espectral, encontrados nos pixels onde foram obtidas as fotografias hemisféricas, encontram-se no Quadro 11:

Quadro 11: Valores das frações solo, vegetação e sombra gerados pelo modelo linear de mistura espectral com imagem Landsat-8/OLI:

Modelo Linear de Mistura Espectral em imagem Landsat-8 OLI			
Amostra	Fração Solo (%)	Fração Vegetação (%)	Fração Sombra (%)
01	0,0703	0,9297	0,0000
02	0,0653	0,9347	0,0000
03	0,0411	0,9589	0,0000
04	0,0411	0,9589	0,0000
05	0,0660	0,9340	0,0000
06	0,0310	0,9690	0,0000
07	0,0455	0,9545	0,0000
08	0,0467	0,9533	0,0000
09	0,0546	0,9454	0,0000
10	0,0399	0,9601	0,0000
11	0,0334	0,9666	0,0000
12	0,0487	0,9513	0,0000
13	0,0391	0,9609	0,0000
14	0,0335	0,9665	0,0000
15	0,0495	0,9505	0,0000
16	0,3619	0,6370	0,0011
17	0,9578	0,0422	0,0000
18	0,5613	0,4387	0,0000
19	0,1441	0,8559	0,0000
20	0,0560	0,9440	0,0000
21	0,0491	0,9509	0,0000
22	0,0148	0,9581	0,0272
23	0,0733	0,9267	0,0000
24	0,1267	0,8733	0,0000

25	0,0095	0,9905	0,0000
26	0,0042	0,9958	0,0000
27	0,0483	0,9517	0,0000
28	0,0837	0,9163	0,0000
29	0,0388	0,9612	0,0000
30	0,0000	1,0000	0,0000

Os dados da modelagem linear de mistura espectral integrados com o índice espectral NDVI não apresentaram distribuição normal, segundo o teste de Komolgorov-Smirnov, já que foi obtido o valor $D_n = 0,3845 > 0,24$ (considerando o número de amostras $n = 30$ e nível de significância = 5%). Como o valor de D_n é maior que o valor crítico de 0,24, rejeita-se a hipótese de normalidade dos dados (Figura 42).

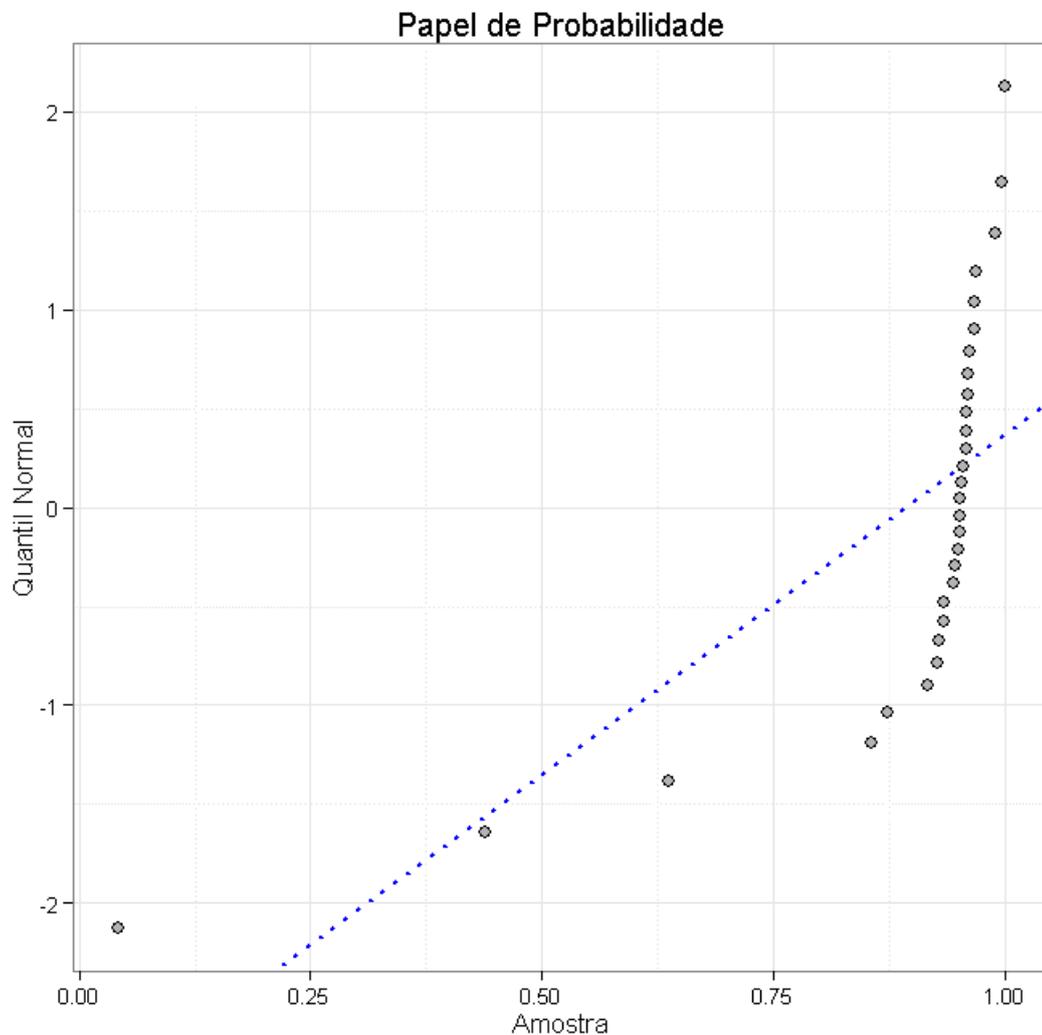


Figura 42: Gráfico que demonstra a não-normalidade da fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, em valores obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas, aplicado em imagem Landsat-8.

Na Figura 43, é demonstrada a interpretação gráfica da análise: como a linha pseudo-mediana calculada em $-0,166884$ (linha contínua, em cor preta) situa-se dentro do intervalo de confiança (em linhas pontilhadas vermelhas), é possível concluir pela aceitação da hipótese nula para um nível de significância de 1%, inferindo-se que não foram detectadas diferenças entre os dois grupos. Os resultados do teste encontram-se no Quadro 12:

Quadro 12: Resultados do teste *t* de Student para os dados da modelagem executada com imagem Landsat-8/OLI, relacionados com as fotografias hemisféricas:

Tabela da Estatística do Teste (Wilcoxon)	
Informações	Valores
Estatística	50
P-valor	1,00E-04
Hipótese Nula	0
Limite Inferior	-0,218844
(Pseudo) Mediana	-0,166884
Limite Superior	-0,115691
Nível de Confiança	0,99

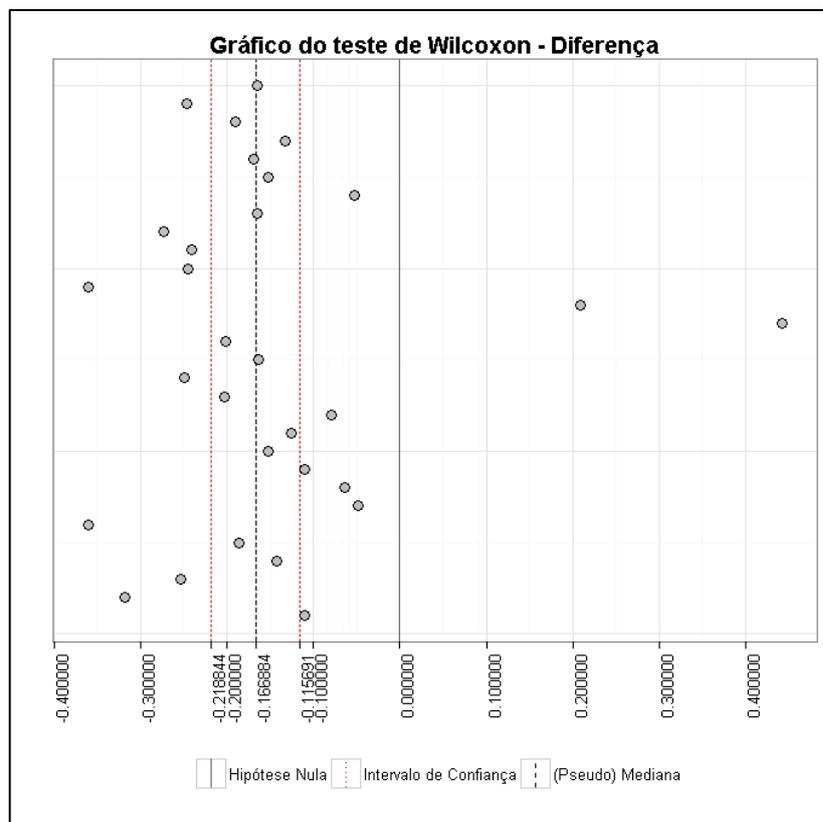


Figura 43: Gráfico que demonstra o resultado do Teste de Wilcoxon para a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral aplicado a imagem Landsat-8, em valores obtidos nos pixels correspondentes às coordenadas geográficas das fotografias hemisféricas.

Por se tratar de uma análise não paramétrica, foi utilizado o Coeficiente de Spearman para verificar a aproximação entre as amostras, o que resultou em uma correlação de 42% entre os dois grupos (Figura 44).

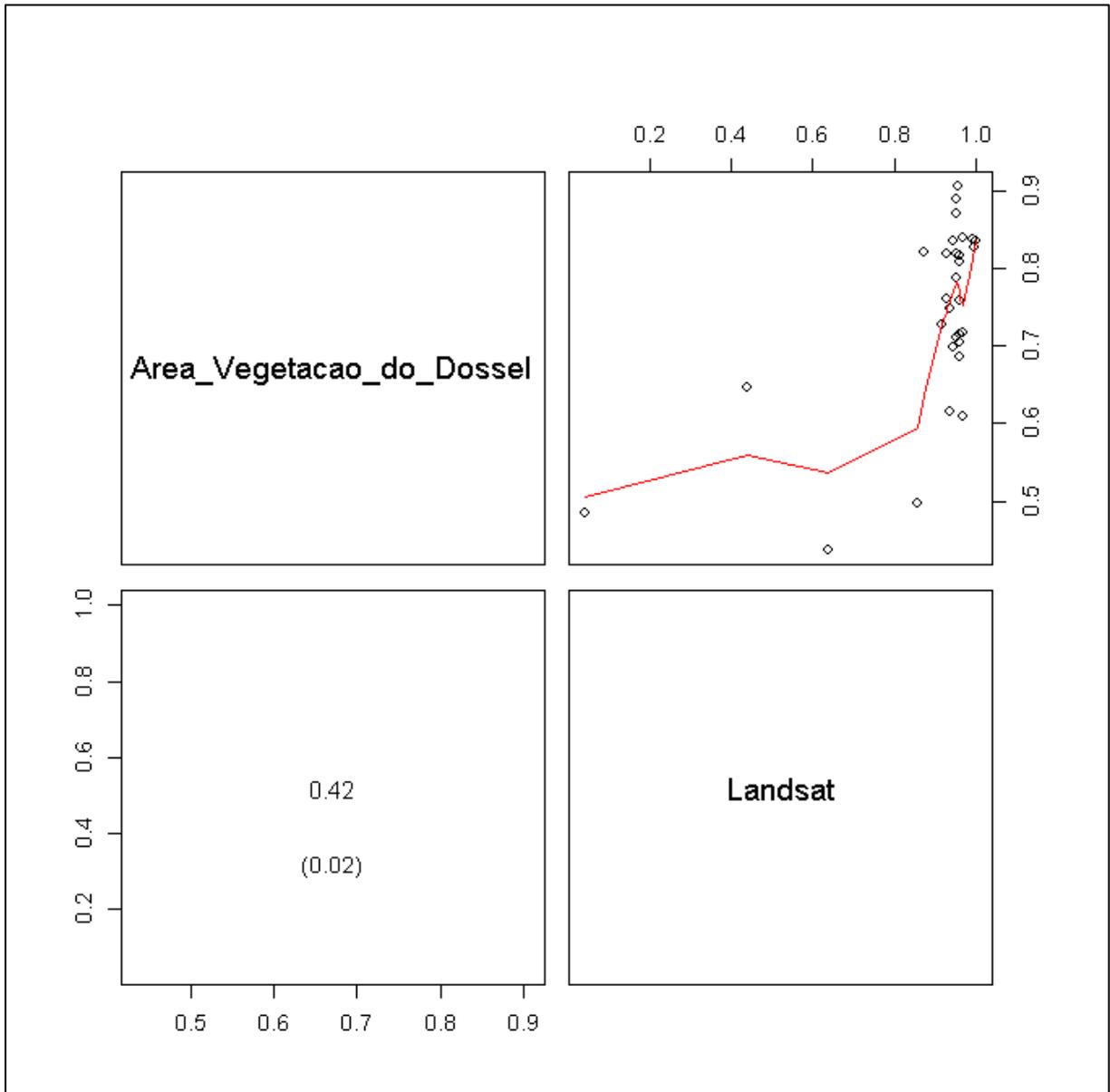


Figura 44: Gráfico que demonstra a relação de linearidade de 0,42, segundo coeficiente de Spearman, entre os dados das fotografias hemisféricas (área de vegetação do dossel) e a fração vegetação gerada pelo modelo linear de mistura espectral, aplicado em imagem Landsat-8.

A baixa correlação com as amostras coletadas em campo (fotografias hemisféricas) aponta para uma capacidade limitada do sensor OLI para a detecção de corte seletivo. É provável que a resolução espacial mais alta, de 30 metros, tenha sido um fator determinante para esse resultado.

Sánchez-azofeifa *et al.* (2016) registraram que, quando a detecção de desmatamento é degradada da resolução do Landsat TM (30 m) para o MODIS (250 m), mais de 65% do desmate em região tropical observado passaria despercebido, quando se trata de comparação em um espaço de 10 anos. A situação é ainda pior quando são realizadas comparações em um período de 3 anos utilizando resolução de 500 metros, nas quais 95% dos processos de desmatamento não seriam identificados. Da mesma forma, a degradação de uma menor resolução apresentada pelo sensor Sentinel-2/MSI (10 m) para a maior resolução do Landsat-8/OLI (30 m) no presente estudo permite inferir que parte do desmatamento por corte seletivo não foi detectado na análise com a imagem Landsat-8/OLI, apontando, conseqüentemente, para uma superestimação da vegetação detectada.

Quanto ao menor número de bandas do Landsat-8, ressalte-se que elas estão situadas nos mesmos espectros utilizados pelo Sentinel-2 (região do visível, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas), exceto pelas bandas do *Red Edge*; é possível que a ausência dessas bandas tenha influenciado a detecção da resposta espectral pela vegetação, colaborando para correlação de 42% obtida. O Quadro 13 apresenta um comparativo entre os comprimentos de onda dos sensores dos dois satélites:

Quadro 13: Comparativo entre comprimentos de onda dos sensores dos satélites Landsat-8/OLI e Sentinel-2/MSI:

Região do Espectro	Landsat-8 OLI	Sentinel-2 MSI	
	Comprimento de banda	Comprimento de banda	Resolução Espacial
Coastal	443 nm	443 nm	60 m (não utilizada)
Azul	482 nm	490 nm	10 m
Verde	561 nm	560 nm	10 m
Vermelho	654 nm	665 nm	10 m
Red Edge 1	-	705 nm	20 m
Red Edge 2	-	740 nm	20 m
Red Edge 3	-	783 nm	20 m
NIR 1	864 nm	842 nm	10 m
NIR 2	-	865 nm	20 m
SWIR 1	1609 nm	1610 nm	20 m
SWIR 2	2201 nm	2190 nm	20 m

Fonte: (Wulder et al., 2015).

Para Sothe *et al.* (2017), o uso de dados Sentinel-2 possibilitam a geração de curvas espectrais com um nível de detalhamento maior do que com os dados Landsat-8, face a disponibilidade das bandas espectrais na região do *Red Edge*, bem como a uma melhor separabilidade observada na região do NIR, além do platô do infravermelho próximo – NIR-2, que aperfeiçoou a discriminação de fitofisionomias de vegetação em estágios sucessionais da Mata Atlântica (Figura 37).

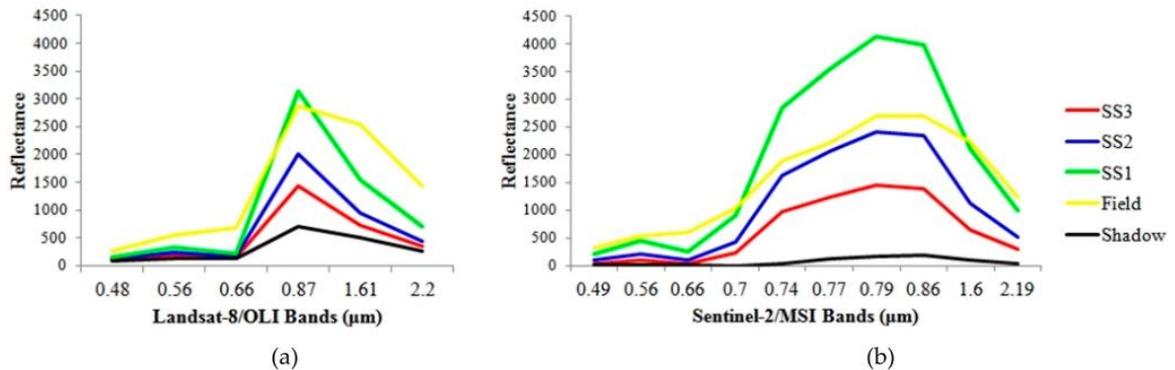


Figura 45: Curvas de reflectância espectral de estágios sucessionais de vegetação para as bandas multiespectrais dos sensores Landsat-8/OLI (a) e Sentinel-2/MSI (b) (Fonte: Sothe *et al.*, 2017).

5.6. Mensuração das áreas fotossinteticamente ativas e sem resposta fotossintética

Foi obtida uma área de 133.732,20 hectares de fração vegetação oriunda da modelagem linear de mistura espectral, o que representa 87,65% da área da Terra Indígena Karipuna. Ao utilizar o índice espectral SFDVI na modelagem, a área que indica a vegetação fotossinteticamente ativa cai para 125.729 hectares, ou 82,44% da TI (Quadro 14). No entanto, esse resultado parece demonstrar que, com o índice, o modelo linear de mistura espectral adquire maior sensibilidade aos diferentes componentes presentes nos pixels com mistura, tendo em vista a maior aproximação destes resultados com as fotografias hemisféricas coletadas em campo.

Quadro 14: Áreas resultantes da modelagem linear de mistura espectral para as frações vegetação, solo e sombra relativas à Terra Indígena Karipuna:

	Fração Vegetação		Fração Solo		Fração Queimada/Água/Sombra	
	Área (hectares)	%	Área (hectares)	%	Área (hectares)	%
Mistura Linear Espectral	133.732,20	87,65%	8.612,71	5,65%	10.227,23	6,70%
Mistura Linear Espectral + SFDVI	125.729,00	82,44%	17.158,27	11,25%	9.626,59	6,31%

No Quadro 15, os resultados são apresentados com a separação das áreas de corte raso da fração solo, e das áreas de queimada e água da fração sombra, realizada com auxílio do software Gimp, conforme descrito no item 4.3.1. Dessa forma, foi possível diferenciar as áreas que sofreram corte seletivo. Havia sido detectados apenas 8.259,83 hectares (5,41% da Terra Indígena Karipuna) com a aplicação do modelo linear de mistura espectral sem o índice SFDVI. Quando o índice espectral foi empregado de forma integrada ao modelo linear, foram identificados 16.770,01 hectares, ou 11% da área da TI, de corte seletivo, o que representa um aumento de 50,7% na eficiência de detecção dessa feição.

Os diagramas de dispersão a seguir demonstram que a reta de regressão formada pelos pontos que constituem os resultados obtidos pelo modelo linear de mistura espectral integrado ao índice de vegetação SFDVI possui melhor ajuste aos valores de dossel registrados pelas lentes hemisféricas (apresentando um $R^2 = 0,6237$), conforme Figura 46, do que o modelo de mistura espectral aplicado sem o índice SFDVI (cujo $R^2 = 0,6106$), na Figura 47.

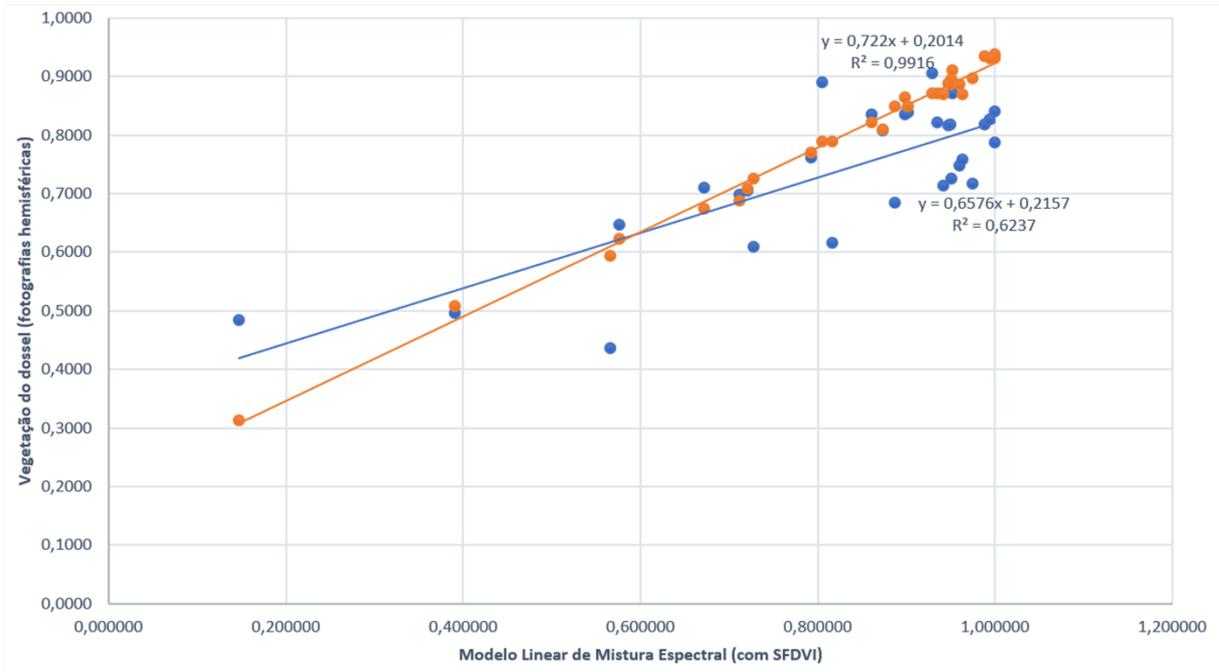


Figura 46: Diagrama de dispersão demonstrando a relação entre os valores de dossel registrados pelas lentes hemisféricas e os valores obtidos pelo modelo linear de mistura espectral integrado ao índice SFDVI.

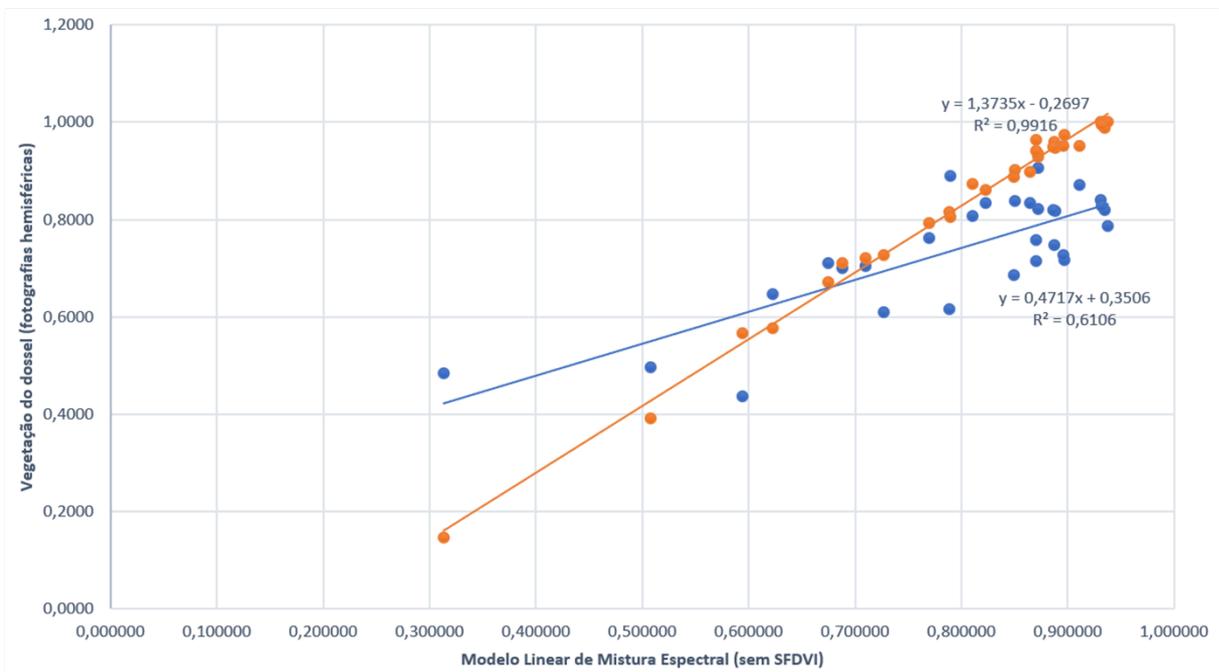


Figura 47: Diagrama de dispersão demonstrando a relação entre os valores de dossel registrados pelas lentes hemisféricas e os valores obtidos pelo modelo linear de mistura espectral, sem uso do índice SFDVI.

Quadro 15: Áreas resultantes da modelagem linear de mistura espectral para vegetação fotossinteticamente ativa, corte seletivo, corte raso, queimada, sombra e água, relativas à Terra Indígena Karipuna:

	Degradação Florestal											
	Vegetação Fotossinteticamente Ativa		Corte Seletivo		Corte Raso		Queimada		Sombra		Água	
	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%
Mistura Linear Espectral	133.732,20	87,65%	8.259,83	5,41%	352,88	0,23%	434,50	0,28%	9.581,96	6,28%	210,77	0,14%
Mistura Linear Espectral + SFDVI	125.729,00	82,44%	16.770,01	11,00%	388,26	0,25%	425,00	0,28%	8.991,00	5,90%	210,59	0,14%

Em estudo conduzido com imagens *RapidEye* (resolução espacial de 6,5 m, reamostrada para 5 m durante o processo de ortorretificação), Franke *et al.* (2012) identificaram um total de 8,7% de degradação florestal (incluindo desmatamento, uso de fogo e corte seletivo) em pântanos de turfa na Indonésia. Em trabalho com imagens de satélite SPOT-4, que possui resolução espacial de 20 metros, Souza *et al.* (2003) identificaram, em município situado na Amazônia Legal (Paragominas, Estado do Pará) 9% de área com degradação florestal. Estes resultados condizem com o obtido no presente levantamento, que constatou 5,41% de corte seletivo na área de estudo, e 11% com o auxílio do índice espectral SFDVI.

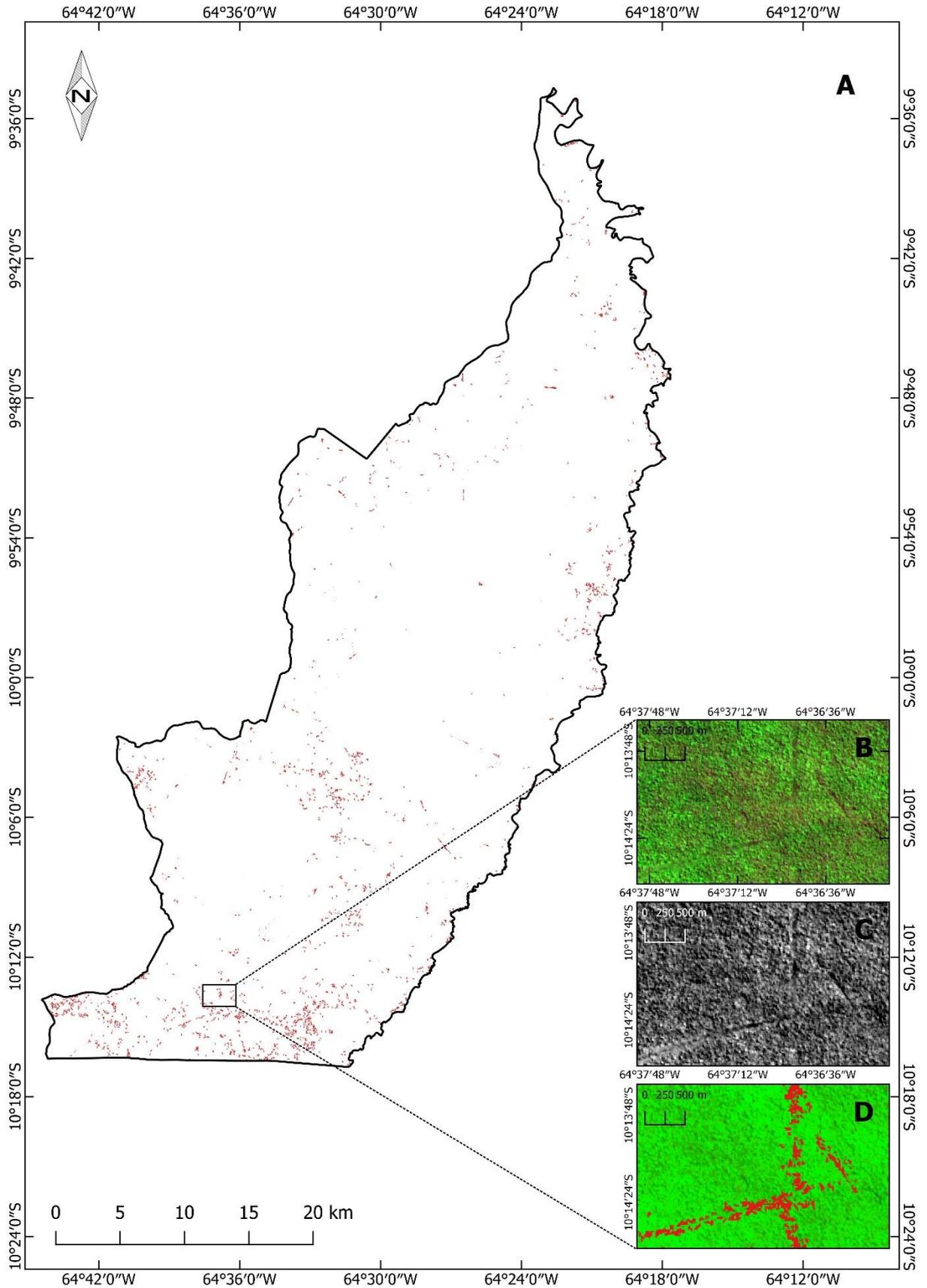


Figura 48: Demonstração dos resultados da modelagem de mistura espectral na TI Karipuna (A); detalhe de região com corte seletivo em imagem Sentinel-2,

composição colorida R-4 G-8 B-2 (B); detalhe com fração solo, resultante da modelagem (C); composição colorida R-Solo G-Vegetação B-Sombra, com arquivo shapefile contendo resultado do corte seletivo sobreposto (em cor vermelha) (D).

Sabe-se que os sinais iniciais de desmatamento cuja visualização é possível em dados de satélite (a assinatura espectral do solo correspondente a trilhas de arraste de madeira e clareiras abertas pelas árvores cortadas) desaparecem em pouco tempo nos trópicos devido ao rápido crescimento da vegetação secundária (Miettinen *et al.*, 2014). Por se tratar de um sensor óptico, a radiância emitida pelo sensor não será capaz de atravessar a copa das árvores e identificar a totalidade do solo exposto pelo corte seletivo, mas traz uma maior precisão ao estudo o fato de que a data das imagens Sentinel-2, de 07/08/2017, seja bastante próxima às datas em que as fotografias hemisféricas foram tiradas (26 amostras de 08/08/2017, 03 de 04/08/2017 e 01 de 02/08/2017).

Registre-se que a imagem Landsat-8 OLI gerou um resultado de 95% de fração vegetação (144.922 hectares) para a Terra Indígena Karipuna, ao se aplicar a modelagem linear de mistura espectral com os mesmos *endmembers* empregados na modelagem com a imagem Sentinel-2. A fração solo (incluindo corte raso e seletivo) foi identificada em 4% da área (6.430 hectares), e a fração sombra em 1% (1.435 hectares) da TI. Considerando as fotografias coletadas *in loco*, e sua proximidade com a modelagem conduzida junto às imagens Sentinel-2, é possível afirmar que os resultados da imagem Landsat-8 superestimam a identificação de vegetação fotossinteticamente ativa quando aplicado a uma área extensa de floresta amazônica, como a TI Karipuna.

Dependendo do período do dia em que ocorre a passagem do satélite sobre a área de estudo, pode haver a projeção de sombra no interior da área onde ocorreu o corte seletivo, devido à altura das árvores ao redor; isso causa valores significativamente menores na clareira, especialmente na região do NIR (Barton *et al.*, 2017). Por essa razão, a modelagem espectral nos pixels onde foram obtidas as fotografias hemisféricas apresentou a ocorrência da fração sombra nos locais onde foi comprovada a ocorrência de corte seletivo. Todavia, não é possível assegurar em quais locais a fração sombra indica a ocorrência de intervenção humana ou o resultado da topografia natural do terreno (por exemplo, igarapés ou riachos). De qualquer forma, a fração sombra não foi contabilizada como componente

fotossinteticamente ativo nesta pesquisa.

Em trabalho realizado com imagens Landsat ETM+ no Estado do Mato Grosso, em região inserida no Arco do Desmatamento, é mencionado que o corte seletivo foi identificado “manualmente”, por meio de análise visual da fração solo (Shimabukuro *et al.*, 2014). No entanto, as observações de campo deste trabalho permitem inferir que existem regiões com corte seletivo que não podem ser identificadas visualmente nos dados orbitais, como aquelas percorridas pela equipe de fiscalização (Figura 19). Nesses locais, a degradação sofrida na área é interpretada pelos dados orbitais como um pixel com mistura, apresentando além da fração vegetação, a fração solo/sombra.

5.7. A importância das áreas protegidas para a contenção do desmatamento

Ao monitorar tanto o interior como o exterior de áreas protegidas na Sibéria Ocidental com imagens Landsat, entre 2009 e 2013, foi observado um maior índice de degradação (onde se inclui o corte seletivo) dentro das áreas protegidas do que em suas proximidades (Shchur *et al.*, 2017). Os autores chegaram à conclusão de que, uma vez esgotados os recursos nas imediações das áreas protegidas, o desmatamento em seu interior apresenta uma tendência de progressão, devido à sua importância da extração de madeira para a economia local. A Terra Indígena Karipuna também sofre com as pressões por demanda de madeira, considerando que dezenas de madeireiras estão sediadas em seus arredores.

Em levantamento conduzido por Matricardi *et al.* (2010) com imagens Landsat (resolução espacial de 30m), foi apurada, entre os anos de 1992 e 2004, a ocorrência de 31% de desmatamento por corte seletivo na região de Sinop/MT, e outros 29% por corte raso. No já mencionado trabalho conduzido por Souza *et al.* (2003) foram identificados, no município de Paragominas/PA, 56% de floresta desmatada, 9% com degradação florestal, e apenas 35% de floresta intacta. Estudo realizado com imagens Landsat em municípios do Mato Grosso altamente sujeitos a desmatamento ilegal identificou que mais de 70% das áreas desmatadas em 2015 já haviam sofrido algum nível de alteração (incluindo corte seletivo) entre os anos de 2000 a 2014 (Grecchi *et al.*, 2017).

Apesar de as áreas supramencionadas se situarem na Amazônia Legal, as referidas pesquisas não foram conduzidas em áreas protegidas, e sim em municípios altamente susceptíveis à exploração florestal, situados no trajeto da BR-163,

conhecida como a “Rodovia do Desmatamento”. Esses dados confirmam a importância do estabelecimento de áreas legalmente protegidas pelo Estado Brasileiro, tendo em vista a superioridade de vegetação fotossinteticamente ativa identificada na Terra Indígena Karipuna neste estudo. Ao investigar áreas protegidas na Amazônia brasileira, incluindo Terras Indígenas e Unidades de Conservação, estudo realizado por Pfaff *et al.* (2015) identificou que a instituição dessas áreas teve influência direta na redução das taxas de desmatamento, entre os anos 2000 e 2008.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados da modelagem linear de mistura espectral obtidos com dados orbitais do satélite Sentinel-2 apresentaram maior aproximação com os valores de vegetação do dossel coletados em campo, estimados a partir das fotografias realizadas com lente hemisférica. Tanto os resultados apresentados sem uso de quaisquer índices espectrais como aqueles integrados ao índice espectral SFDVI foram considerados satisfatórios, tendo apresentado coeficientes de linearidade de 78% e 79%, respectivamente, além da detecção de 82% e 87% de vegetação fotossinteticamente ativa.

Por outro lado, em um comparativo com os resultados obtidos pela modelagem aplicada em imagem Landsat-8, que apresentou uma relação de linearidade de apenas 42% com os dados de referência (fotografias hemisféricas); nesse sentido, é possível afirmar que os dados Landsat levaram a uma superestimação na identificação dos valores de vegetação fotossinteticamente ativa, qual seja, 95%, possivelmente devido à maior resolução espacial deste sensor (30 m), quando comparado ao Sentinel-2.

Também foi testada a técnica *Minimum Noise Fraction*, recomendada por Franke *et al.* (2012), aplicada antes da modelagem de mistura espectral. Ao contrário do relatado por esses autores, os resultados aqui obtidos não foram satisfatórios: foi obtida uma relação de linearidade de apenas 51% quando comparados com os resultados demonstrados pelas fotografias hemisféricas.

Esses resultados demonstram a necessidade de uma caracterização mais exata da floresta amazônica em regiões onde atividades madeireiras e agropecuárias desempenham um papel importante na economia local. Ademais, é necessário incorporar estimativas mais precisas da extensão e do tipo de degradação na

Amazônia Legal nos modelos ecológicos, econômicos e de sequestro florestal de carbono. Isso possibilitaria o monitoramento da extração ilegal de madeira, bem como a concepção de estratégias para conservação das florestas, elaboração de legislação ambiental e suporte a programas governamentais de controle ambiental com maior exatidão.

REFERÊNCIAS

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**, v. 80, n. 3, p. 483–496, 2002.

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, n. 5747, p. 480–482, 2005.

BAILLARIN, S. *et al.* SENTINEL-2 Level-1 Image Processing and Performances. **Proceedings of SPIE**, v. 8153, p. 1-11, 2011.

BAPTISTA, G. M. DE M. **Aplicação do Índice de Vegetação por Profundidade de Feição Espectral (SFDVI - Spectral Feature Depth Vegetation Index) em dados RapidEye**. Anais XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, João Pessoa-PB, Brasil, 25 a 29 de abril de 2015, INPE. 2015

BARTON, I.; KIRÁLY, G.; CZIMBER, K.; HOLLAUS, M.; PFEIFER, N. Treefall gap mapping using Sentinel-2 images. **Forests**, v. 8, n. 11, 2017.

BIJALWAN, A.; SWAMY, S. L.; SHARMA, C. M.; SHARMA, N. K.; TIWARI, A. K. Land-use, biomass and carbon estimation in dry tropical forest of Chhattisgarh region in India using satellite remote sensing and GIS. **Journal of Forestry Research**, v. 21, n. 2, p. 161–170, 2010.

BLACKBRIDGE. The RapidEye Red Edge Band. **Black Bridge**, p. 1–6, 2012.

BROADBENT, E. N.; ASNER, G. P.; KELLER, M.; KNAPP, D. E.; OLIVEIRA, P. J. C.; SILVA, J. N. Forest fragmentation and edge effects from deforestation and selective logging in the Brazilian Amazon. **Biological Conservation**, v. 141, n. 7, p. 1745–1757, 2008.

CANADELL, J. G.; RAUPACH, M. R. Managing Forests for Climate Change Mitigation. **Science**, v. 320, n. 5882, p. 1456–1457, 2008.

CIMI - CONSELHO INDIGENISTA MISSIONÁRIO. **Invasores ateiam fogo em Posto da Funai localizado na TI Karipuna**. Disponível em: <<https://cimi.org.br/2018/02/invasores-ateiam-fogo-em-posto-da-funai-localizado-na>

ti-karipuna/>. Acesso em: 21 ago. 2018a.

_____. **Em Brasília, indígenas Karipuna denunciam venda de lotes dentro de terra demarcada há 28 anos.** Disponível em: <<https://cimi.org.br/2018/03/em-brasilia-indigenas-karipuna-denunciam-venda-de-lotes-dentro-de-terra-demarcada-ha-28-anos/>>. Acesso em: 21 ago. 2018b.

CPTEC/INPE. **Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.** Disponível em: <<https://www.cptec.inpe.br/>>. Acesso em: 21 ago. 2018.

DUVEILLER, G.; DEFOURNY, P.; DESCLÉE, B.; MAYAUX, P. Deforestation in Central Africa: Estimates at regional, national and landscape levels by advanced processing of systematically-distributed Landsat extracts. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 1969–1981, 2008.

EXELIS. **ENVI Classic Tutorial : Advanced Hyperspectral Analysis**, 2014.

FEARNSIDE, P. M. Greenhouse Gases from Deforestation in Brazilian Amazonia: Net Committed Emissions. **Climatic Change**, v. 35, p. 321–360, 1997.

FERNÁNDEZ-MANSO, A.; FERNÁNDEZ-MANSO, O.; QUINTANO, C. SENTINEL-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn severity. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 50, n. August, p. 170–175, 2016.

FERNANDEZ-MANSO, A.; QUINTANO, C.; ROBERTS, D. A. Burn severity influence on post-fire vegetation cover resilience from Landsat MESMA fraction images time series in Mediterranean forest ecosystems. **Remote Sensing of Environment**, v. 184, n. November, p. 112–123, 2016.

FRANKE, J.; NAVRATIL, P.; KEUCK, V.; PETERSON, K.; SIEGERT, F. Monitoring fire and selective logging activities in tropical peat swamp forests. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 5, n. 6, p. 1811–1820, 2012.

FRAZER, G.; CANHAM, C.; LERTZMAN, K. **Gap Light Analyzer (GLA), Version 2.0: Imaging software to extract canopy structure and gap light transmission indices from true-colour fisheye photographs, users manual and program documentation** Program Millbrook, New York Simon Fraser University, Burnaby, British Columbia, and the Institute of Ecosystem Studies, , 1999.

GASCON, F.; CADAU, E.; COLIN, O.; HOERSCH, B.; ISOLA, C.; LÓPEZ FERNÁNDEZ, B.; MARTIMORT, P. Copernicus Sentinel-2 mission: products, algorithms and Cal/Val. **Proceedings of SPIE**, v. 9218, p. 1–9, 2014.

GRECCHI, R. C.; BEUCHLE, R.; SHIMABUKURO, Y. E.; ARAGÃO, L. E. O. C.; ARAI, E.; SIMONETTI, D.; ACHARD, F. An integrated remote sensing and GIS approach for monitoring areas affected by selective logging: A case study in northern Mato Grosso, Brazilian Amazon. **International Journal of Applied Earth Observation and**

Geoinformation, v. 61, n. May, p. 70–80, 2017.

GREEN, A. A.; BERMAN, M.; SWITZER, P.; CRAIG, M. D. **A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal**. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, , 1988.

HANSEN, M. C.; ROY, D. P.; LINDQUIST, E.; ADUSEI, B.; JUSTICE, C. O.; ALTSTATT, A. A method for integrating MODIS and Landsat data for systematic monitoring of forest cover and change in the Congo Basin. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 5, p. 2495–2513, 2008.

HATFIELD, J. L.; SCHEPERS, J. S. Application of Spectral Remote Sensing for Agronomic Decisions Application of Spectral Remote Sensing. **Agronomy Journal**, v. 100, n. 3, p. 117–131, 2008.

HUANG, C.; GOWARD, S. N.; MASEK, J. G.; THOMAS, N.; ZHU, Z.; VOGELMANN, J. E. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 1, p. 183–198, 2010.

IBGE - Brazilian Institute of Geography and Statistics. **Pedologia**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias-novoportal/informacoes-ambientais/pedologia/10871-pedologia.html?&t=downloads>>. Acesso em: 21 ago. 2018.

IMMITZER, M.; VUOLO, F.; ATZBERGER, C. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe. 2016.

INPE - National Institute for Space Research. **Metodologia para o Cálculo da Taxa Anual de Desmatamento na Amazônia Legal - Projeto PRODES**. São José dos Campos. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2013.

INSTITUTO SOCIOAMBIENTAL - ISA. **Povos Indígenas no Brasil - Karipuna em Rondônia**. Disponível em: <https://pib.socioambiental.org/pt/Povo:Karipuna_de_Rondônia>. Acesso em: 21 ago. 2018.

KOLTUNOV, A.; USTIN, S. L.; ASNER, G. P.; FUNG, I. Selective logging changes forest phenology in the Brazilian Amazon: Evidence from MODIS image time series analysis. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 11, p. 2431–2440, 2009.

LIU, S.; WEI, X.; LI, D.; LU, D. Examining forest disturbance and recovery in the subtropical forest region of Zhejiang Province using landsat time-series data. **Remote Sensing**, v. 9, n. 5, 2017.

MALHI, Y.; GRACE, J. Tropical forests and atmospheric carbon dioxide. **TREE**, v. 15, n. 8, p. 332–337, 2000.

MATRICARDI, E. A. T.; SKOLE, D. L.; PEDLOWSKI, M. A.; CHOMENTOWSKI, W. Assessment of forest disturbances by selective logging and forest fires in the Brazilian

Amazon using Landsat data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 4, p. 1057–1086, 2013.

MATRICARDI, E. A. T.; SKOLE, D. L.; PEDLOWSKI, M. A.; CHOMENTOWSKI, W.; CLAUDIO, L. Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 5, p. 1117–1129, 2010.

MIETTINEN, J.; STIBIG, H.; ACHARD, F. Remote sensing of forest degradation in Southeast Asia — Aiming for a regional view through 5 – 30 m satellite data. **Global Ecology and Conservation**, v. 2, p. 24–36, 2014.

MOTTA, L. **Gimp Selection Feature**. QGIS Python Plugins Repository, , 2016. Disponível em: <https://plugins.qgis.org/plugins/gimpselectionfeature_plugin/>

NEPSTAD, D.; SCHWARTZMAN, S.; BAMBERGER, B.; SANTILLI, M.; RAY, D.; SCHLESINGER, P.; LEFEBVRE, P.; ALENCAR, A.; PRINZ, E.; FISKE, G.; ROLLA, A. Inhibition of Amazon deforestation and fire by parks and indigenous lands. **Conservation Biology**, v. 20, n. 1, p. 65–73, 2006.

NOGUEIRA, E. M.; YANAI, A. M.; FONSECA, F. O. R.; FEARNSIDE, P. M. Carbon stock loss from deforestation through 2013 in Brazilian Amazonia. **Global Change Biology**, v. 21, n. 3, p. 1271–1292, 2015.

OLIVAS, P. C.; OBERBAUER, S. F.; CLARK, D. B.; CLARK, D. A.; RYAN, M. G.; O'BRIEN, J. J.; ORDOÑEZ, H. Comparison of direct and indirect methods for assessing leaf area index across a tropical rain forest landscape. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 177, p. 110–116, 2013.

OMETTO, J. P.; AGUIAR, A. P.; ASSIS, T.; SOLER, L.; VALLE, P.; TEJADA, G.; LAPOLA, D. M.; MEIR, P. Amazon forest biomass density maps: Tackling the uncertainty in carbon emission estimates. **Climatic Change**, v. 124, n. 3, p. 545–560, 2014.

OSAZUWA-PETERS, O. L.; JIMÉNEZ, I.; OBERLE, B.; CHAPMAN, C. A.; ZANNE, A. E. Selective logging: Do rates of forest turnover in stems, species composition and functional traits decrease with time since disturbance? - A 45 year perspective. **Forest Ecology and Management**, v. 357, p. 10–21, 2015.

PALACE, M.; KELLER, M.; ASNER, G. P.; HAGEN, S.; BRASWELL, B. Amazon Forest Structure from IKONOS Satellite Data and the Automated Characterization of Forest Canopy Properties. **Biotropica**, v. 40, n. 2, p. 141–150, 2008.

PAN, Y. *et al.* A Large and Persistent Carbon Sink in the World's Forests. **Science**, v. 333, n. 6045, p. 988–993, 2011.

PEDLOWSKI, M. A. A.; MATRICARDI, E. A. T. A. T.; SKOLE, D.; CAMERON, S. R. R.; CHOMENTOWSKI, W.; FERNANDES, C.; LISBOA, A. Conservation units: a new deforestation frontier in the Amazonian state of Rondônia, Brazil. **Environmental Conservation**, v. 32, n. 02, p. 149, 2005.

PFAFF, A.; ROBALINO, J.; HERRERA, D.; SANDOVAL, C. Protected areas? impacts on Brazilian Amazon deforestation: Examining conservation - Development interactions to inform planning. **PLoS ONE**, v. 10, n. 7, p. 1–17, 2015.

PPCDAM/MMA. **Planos de Ação para a Prevenção e o Controle do Desmatamento na Amazônia Legal**. Ministério do Meio Ambiente, Departamento de Políticas para o Combate ao Desmatamento. 2016 Disponível em: <http://combateadesmatamento.mma.gov.br/images/conteudo/Planos_ultima_fase.pdf>.

PRF/RO - PROCURADORIA DA REPÚBLICA EM RONDÔNIA. **União, Funai e Estado de Rondônia têm 30 dias para apresentar plano de proteção da terra indígena Karipuna**. Disponível em: <<http://www.mpf.mp.br/ro/sala-de-imprensa/noticias-ro/uniao-funai-e-estado-de-rondonia-tem-30-dias-para-apresentar-plano-de-protecao-da-terra-indigena-karipuna>>. Acesso em: 21 ago. 2018.

PROJETO RADAMBRASIL. **Radar na Amazônia, Brasil - Levantamento de Recursos Naturais (1973–1983)**. Rio de Janeiro, Brazil: 1983.

QUÉRÉ, C. LE *et al.* The global carbon budget 1959-2011. **Earth System Science Data**, v. 5, n. 1, p. 165–185, 2013.

RAMOELO, A.; CHO, M.; MATHIEU, R.; SKIDMORE, A. K. Potential of Sentinel-2 spectral configuration to assess rangeland quality. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 9, n. 1, p. 1-11, 2015.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W.; HARLAN, J. C. **Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation**. Texas A & M University, Remote Sensing Center, 1975.

SAN, B. T.; SUZEN, M. . Evaluation of Different Atmospheric Correction Algorithms for Eo-1 Hyperion Imagery. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science**, v. XXXVIII, p. 392–397, 2010.

SÁNCHEZ-AZOFEIFA, A. G. A.; KURZ, W. A.; JOYCE, A.; APPLICATIONS, S. E.; MAR, N.; KURZ, W. A.; JOYCE, A. Monitoring Carbon Stocks in the Tropics and the Remote Sensing Operational Limitations : From Local to Regional Projects. **Ecological Applications**, v. 19, n. 2, p. 480–494, 2016.

SHAHABUDDIN, G.; RAO, M. Do community-conserved areas effectively conserve biological diversity? Global insights and the Indian context. **Biological Conservation**, v. 143, n. 12, p. 2926–2936, 2010.

SHCHUR, A.; BRAGINA, E.; SIEBER, A.; PIDGEON, A. M.; RADELOFF, V. C. Monitoring selective logging with Landsat satellite imagery reveals that protected forests in Western Siberia experience greater harvest than non-protected forests. **Environmental Conservation**, v. 44, n. 2, p. 191–199, 2017.

SHIMABUKURO, Y. E.; BEUCHLE, R.; GRECCHI, R. C.; ACHARD, F. Assessment of forest degradation in Brazilian Amazon due to selective logging and fires using time

series of fraction images derived from Landsat ETM+ images. **Remote Sensing Letters**, v. 5, n. 9, p. 773–782, 2014.

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

SOTHE, C.; ALMEIDA, C. M. DE; LIESENBERG, V.; SCHIMALSKI, M. B. Evaluating Sentinel-2 and Landsat-8 data to map successional forest stages in a subtropical forest in Southern Brazil. **Remote Sensing**, v. 9, n. 8, 2017.

SOUZA, C.; FIRESTONE, L.; SILVA, L. M.; ROBERTS, D. Mapping forest degradation in the Eastern Amazon from SPOT 4 through spectral mixture models. **Remote Sensing of Environment**, v. 87, n. 4, p. 494–506, 2003.

SY, V. DE; HEROLD, M.; ACHARD, F.; BEUCHLE, R.; CLEVERS, J. G. P. W.; LINDQUIST, E.; VERCHOT, L. Land use patterns and related carbon losses following deforestation in South America Land use patterns and related carbon losses following deforestation in South America. **Environmental Research Letters**, n. 10, p. 15, 2015.

VAGLIO LAURIN, G.; PULETTI, N.; HAWTHORNE, W.; LIESENBERG, V.; CORONA, P.; PAPALE, D.; CHEN, Q.; VALENTINI, R. Discrimination of tropical forest types, dominant species, and mapping of functional guilds by hyperspectral and simulated multispectral Sentinel-2 data. **Remote Sensing of Environment**, v. 176, p. 163–176, 2016.

WULDER, M. A.; HILKER, T.; WHITE, J. C.; COOPS, N. C.; MASEK, J. G.; PFLUGMACHER, D.; CREVIER, Y. Virtual constellations for global terrestrial monitoring. **Remote Sensing of Environment**, v. 170, p. 62–76, 2015.

YANAI, A. M.; NOGUEIRA, E. M.; ALENCASTRO GRAÇA, P. M. L. DE; FEARNSIDE, P. M. Deforestation and Carbon Stock Loss in Brazil's Amazonian Settlements. **Environmental Management**, v. 59, p. 393–409, 2016.

APÊNDICE I

Tabela de valores críticos para a estatística do teste de Komolgorov-Smirnov (D_n):

n	Nível de Significância α			
	0,2	0,1	0,05	0,01
5	0,45	0,51	0,56	0,67
10	0,32	0,37	0,41	0,49
15	0,27	0,30	0,34	0,40
20	0,23	0,26	0,29	0,36
25	0,21	0,24	0,27	0,32
30	0,19	0,22	0,24	0,29
35	0,18	0,20	0,23	0,27
40	0,17	0,19	0,21	0,25
45	0,16	0,18	0,20	0,24
50	0,15	0,17	0,19	0,23
Valores maiores	$\frac{1,07}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,22}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,36}{\sqrt{n}}$	$\frac{1,63}{\sqrt{n}}$

APÊNDICE II

Distribuição t de Student												
g/v	Área contida nas duas caudas laterais (bicaudal) da distribuição t de Student											
	0,990	0,980	0,975	0,950	0,900	0,800	0,200	0,100	0,050	0,025	0,020	0,010
	Área contida na cauda superior ou inferior (unicaudal) da distribuição t de Student											
	0,995	0,990	0,9875	0,975	0,950	0,900	0,100	0,050	0,025	0,0125	0,010	0,005
1	0,0157	0,0314	0,0393	0,0787	0,1584	0,3249	3,0777	6,3138	12,7062	25,4517	31,8205	63,6567
2	0,0141	0,0283	0,0354	0,0708	0,1421	0,2887	1,8856	2,9200	4,3027	6,2053	6,9646	9,9248
3	0,0136	0,0272	0,0340	0,0681	0,1366	0,2767	1,6377	2,3534	3,1824	4,1765	4,5407	5,8409
4	0,0133	0,0267	0,0333	0,0667	0,1338	0,2707	1,5332	2,1318	2,7764	3,4954	3,7469	4,6041
5	0,0132	0,0263	0,0329	0,0659	0,1322	0,2672	1,4759	2,0150	2,5706	3,1634	3,3649	4,0321
6	0,0131	0,0261	0,0327	0,0654	0,1311	0,2648	1,4398	1,9432	2,4469	2,9687	3,1427	3,7074
7	0,0130	0,0260	0,0325	0,0650	0,1303	0,2632	1,4149	1,8946	2,3646	2,8412	2,9980	3,4995
8	0,0129	0,0259	0,0323	0,0647	0,1297	0,2619	1,3968	1,8595	2,3060	2,7515	2,8965	3,3554
9	0,0129	0,0258	0,0322	0,0645	0,1293	0,2610	1,3830	1,8331	2,2622	2,6850	2,8214	3,2498
10	0,0129	0,0257	0,0321	0,0643	0,1289	0,2602	1,3722	1,8125	2,2281	2,6338	2,7638	3,1693
11	0,0128	0,0256	0,0321	0,0642	0,1286	0,2596	1,3634	1,7959	2,2010	2,5931	2,7181	3,1058
12	0,0128	0,0256	0,0320	0,0640	0,1283	0,2590	1,3562	1,7823	2,1788	2,5600	2,6810	3,0545
13	0,0128	0,0256	0,0319	0,0639	0,1281	0,2586	1,3502	1,7709	2,1604	2,5326	2,6503	3,0123
14	0,0128	0,0255	0,0319	0,0638	0,1280	0,2582	1,3450	1,7613	2,1448	2,5096	2,6245	2,9768
15	0,0127	0,0255	0,0319	0,0638	0,1278	0,2579	1,3406	1,7531	2,1314	2,4899	2,6025	2,9467
16	0,0127	0,0255	0,0318	0,0637	0,1277	0,2576	1,3368	1,7459	2,1199	2,4729	2,5835	2,9208
17	0,0127	0,0254	0,0318	0,0636	0,1276	0,2573	1,3334	1,7396	2,1098	2,4581	2,5669	2,8982
18	0,0127	0,0254	0,0318	0,0636	0,1274	0,2571	1,3304	1,7341	2,1009	2,4450	2,5524	2,8784
19	0,0127	0,0254	0,0318	0,0635	0,1274	0,2569	1,3277	1,7291	2,0930	2,4334	2,5395	2,8609
20	0,0127	0,0254	0,0317	0,0635	0,1273	0,2567	1,3253	1,7247	2,0860	2,4231	2,5280	2,8453
21	0,0127	0,0254	0,0317	0,0635	0,1272	0,2566	1,3232	1,7207	2,0796	2,4138	2,5176	2,8314
22	0,0127	0,0254	0,0317	0,0634	0,1271	0,2564	1,3212	1,7171	2,0739	2,4055	2,5083	2,8188
23	0,0127	0,0253	0,0317	0,0634	0,1271	0,2563	1,3195	1,7139	2,0687	2,3979	2,4999	2,8073
24	0,0127	0,0253	0,0317	0,0634	0,1270	0,2562	1,3178	1,7109	2,0639	2,3909	2,4922	2,7969
25	0,0127	0,0253	0,0317	0,0633	0,1269	0,2561	1,3163	1,7081	2,0595	2,3846	2,4851	2,7874
26	0,0127	0,0253	0,0316	0,0633	0,1269	0,2560	1,3150	1,7056	2,0555	2,3788	2,4786	2,7787
27	0,0127	0,0253	0,0316	0,0633	0,1268	0,2559	1,3137	1,7033	2,0518	2,3734	2,4727	2,7707
28	0,0126	0,0253	0,0316	0,0633	0,1268	0,2558	1,3125	1,7011	2,0484	2,3685	2,4671	2,7633
29	0,0126	0,0253	0,0316	0,0633	0,1268	0,2557	1,3114	1,6991	2,0452	2,3638	2,4620	2,7564
30	0,0126	0,0253	0,0316	0,0632	0,1267	0,2556	1,3104	1,6973	2,0423	2,3596	2,4573	2,7500
31	0,0126	0,0253	0,0316	0,0632	0,1267	0,2555	1,3095	1,6955	2,0395	2,3556	2,4528	2,7440
32	0,0126	0,0253	0,0316	0,0632	0,1267	0,2555	1,3086	1,6939	2,0369	2,3518	2,4487	2,7385
33	0,0126	0,0253	0,0316	0,0632	0,1266	0,2554	1,3077	1,6924	2,0345	2,3483	2,4448	2,7333
34	0,0126	0,0253	0,0316	0,0632	0,1266	0,2553	1,3070	1,6909	2,0322	2,3451	2,4411	2,7284
35	0,0126	0,0252	0,0316	0,0632	0,1266	0,2553	1,3062	1,6896	2,0301	2,3420	2,4377	2,7238
36	0,0126	0,0252	0,0316	0,0631	0,1266	0,2552	1,3055	1,6883	2,0281	2,3391	2,4345	2,7195
37	0,0126	0,0252	0,0316	0,0631	0,1265	0,2552	1,3049	1,6871	2,0262	2,3363	2,4314	2,7154
38	0,0126	0,0252	0,0315	0,0631	0,1265	0,2551	1,3042	1,6860	2,0244	2,3337	2,4286	2,7116
39	0,0126	0,0252	0,0315	0,0631	0,1265	0,2551	1,3036	1,6849	2,0227	2,3313	2,4258	2,7079
40	0,0126	0,0252	0,0315	0,0631	0,1265	0,2550	1,3031	1,6839	2,0211	2,3289	2,4233	2,7045
45	0,0126	0,0252	0,0315	0,0631	0,1264	0,2549	1,3006	1,6794	2,0141	2,3189	2,4121	2,6896
48	0,0126	0,0252	0,0315	0,0630	0,1263	0,2548	1,2994	1,6772	2,0106	2,3139	2,4066	2,6822
50	0,0126	0,0252	0,0315	0,0630	0,1263	0,2547	1,2987	1,6759	2,0086	2,3109	2,4033	2,6778
55	0,0126	0,0252	0,0315	0,0630	0,1262	0,2546	1,2971	1,6730	2,0040	2,3044	2,3961	2,6682
60	0,0126	0,0252	0,0315	0,0630	0,1262	0,2545	1,2958	1,6706	2,0003	2,2990	2,3901	2,6603
63	0,0126	0,0252	0,0315	0,0630	0,1262	0,2544	1,2951	1,6694	1,9983	2,2962	2,3870	2,6561
70	0,0126	0,0252	0,0315	0,0629	0,1261	0,2543	1,2938	1,6669	1,9944	2,2906	2,3808	2,6479
75	0,0126	0,0252	0,0314	0,0629	0,1261	0,2542	1,2929	1,6654	1,9921	2,2873	2,3771	2,6430
80	0,0126	0,0251	0,0314	0,0629	0,1261	0,2542	1,2922	1,6641	1,9901	2,2844	2,3739	2,6387
85	0,0126	0,0251	0,0314	0,0629	0,1260	0,2541	1,2916	1,6630	1,9883	2,2818	2,3710	2,6349
90	0,0126	0,0251	0,0314	0,0629	0,1260	0,2541	1,2910	1,6620	1,9867	2,2795	2,3685	2,6316
95	0,0126	0,0251	0,0314	0,0629	0,1260	0,2541	1,2905	1,6611	1,9853	2,2775	2,3662	2,6286
99	0,0126	0,0251	0,0314	0,0629	0,1260	0,2540	1,2902	1,6604	1,9842	2,2760	2,3646	2,6264
100	0,0126	0,0251	0,0314	0,0629	0,1260	0,2540	1,2901	1,6602	1,9840	2,2757	2,3642	2,6259
120	0,0126	0,0251	0,0314	0,0628	0,1259	0,2539	1,2886	1,6577	1,9799	2,2699	2,3578	2,6174
100000	0,0125	0,0251	0,0313	0,0627	0,1257	0,2533	1,2816	1,6449	1,9600	2,2414	2,3264	2,5759

As linhas indicam o número de graus de liberdade (g) da distribuição t de Student e as colunas indicam a soma das áreas contidas nas caudas (bicaudal). Por exemplo, a linha com 16 g e coluna 0,10 cujo valor tabelado é 1,746 indica que o valor 1,746 deixa 10% de probabilidade nas duas caudas quando há 16 g. Ou seja, dada a probabilidade bicaudal eu descubro o valor t correspondente.