



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM GEOPROCESSAMENTO AMBIENTAL

**IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS COM DESMATAMENTO
SELETIVO EM IMAGENS MULTISENSORES - ESTUDO DE
CASO: SUDOESTE DE ALTAMIRA-PA**

Euclides de Oliveira Braga Junior

ARTIGO

BRASÍLIA

2018



UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM GEOPROCESSAMENTO AMBIENTAL

Euclides de Oliveira Braga Junior

**IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS COM DESMATAMENTO
SELETIVO EM IMAGENS MULTISENSORES - ESTUDO DE
CASO: SUDOESTE DE ALTAMIRA-PA**

Artigo de especialização em Geoprocessamento Ambiental apresentada a banca examinadora do Instituto de Geociências como exigência para a obtenção do título de especialista em Geoprocessamento

Aprovada em 09/03/2018

BANCA EXAMINADORA

Prof^a. Dr^a. Suzan W. P. Rodrigues (orientadora) _____

Prof. Dr. Paulo Roberto Meneses _____

Prof^a. Dr^a. Tati Almeida _____

IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS COM DESMATAMENTO SELETIVO EM IMAGENS MULTISENSORES - ESTUDO DE CASO: SUDOESTE DE ALTAMIRA-PA

Identification of areas with selective deforestation in multisensory images - Case Study: Southwest of Altamira-PA

Euclides de Oliveira Braga Junior^{1,2}
Suzan Waleska Pequeno Rodrigues^{1,3}
Edinelson Ferreira de Sena⁴

¹Universidade de Brasília
Instituto de Geociências
igd@unb.br

²Aluno de Pós-Graduação em Geoprocessamento Ambiental

³Prof. Dra. do Instituto de Geociências da Universidade de Brasília

⁴Msc. em Geociências na Força Aérea Brasileira

RESUMO

O desmatamento ilegal de área pública e privada é um problema que afeta toda a sociedade brasileira. A fim de burlar as legislações vigentes, a cada dia, uma nova estratégia de desmatamento de áreas florestais protegidas é implementada. Atualmente, o corte seletivo tem sido evidenciado em análises de imagens de sensores remotos, devido ao contraste entre a vegetação e o solo exposto. Com a preocupação em reduzir a prática ilegal, este trabalho visa identificar e quantificar o desmatamento no Sudoeste da cidade de Altamira-PA, com o uso de imagens de sensores do satélite OLI/Landsat 8 e do Radar de Abertura Sintética (SAR) da aeronave R-99 da Força Aérea Brasileira. A metodologia envolve a aplicação de técnicas de processamento digital de imagens, verificação de índices de vegetação e vegetação ajustado ao solo (NDVI, SAVI), fusão de dados de sensores ópticos/SAR e classificação de imagens.

Palavras chaves: corte seletivo, NDVI, SAVI, SAR, fusão, classificação.

ABSTRACT

The illegal deforestation of public and private areas is a problem that affects the entire Brazilian society. In order to circumvent existing legislation, each day, a new strategy of deforestation is implemented in protected forest areas. Currently, the selective cut is the most evident in the analysis of images of remote sensors, due to the contrast between the vegetation and the exposed soil. With the concern of reducing this illegal practice, this work aims to identify and quantify deforestation in the Southwest of the city of Altamira-PA, using satellite images of OLI/Landsat 8 and the Synthetic Aperture Radar (SAR) of the R-99 aircraft of Brazilian Air Force. The methodology involves the application of digital image processing techniques, verification of vegetation indexes and vegetation adjusted to the soil (NDVI, SAVI), fusion of data from optical sensors/SAR and classification of images.

Keywords: selective cut, NDVI, SAVI, SAR, fusion, classification.

1. INTRODUÇÃO

O Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal (PPCDAm) foi criado em 2004 pelo Ministério do Meio Ambiente do Brasil e tem como objetivos reduzir de forma contínua e consistente o desmatamento. As ações contidas no PPCDAm contribuíram significativamente para a drástica redução na taxa de desmatamento da Amazônia, medida pelo Projeto PRODES (Projeto de Monitoramento do Desflorestamento na Amazônia Legal, de responsabilidade do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE). A taxa anual passou de 27.772 km² em 2004 para 7.989 km² em 2016, uma redução de 70% em 10 anos (MMA, 2017).

No entanto, um dos maiores desafios neste controle, consiste em identificar o desmatamento seletivo aleatório em áreas públicas ou privadas. A quarta fase do PPCDAm (2016 a 2020) foi lançada, justamente, quando o desmatamento apresentou um aumento de 29 % em relação à taxa de 2015 (MMA, 2017).

Desta forma, torna-se imprescindível que se tenha um método prático e veloz para a detecção do desmatamento com corte seletivo de pequenas áreas, ou seja, da extração aleatória e individual de madeira.

Com o advento da disponibilização gratuita de imagens de sensores remotos, a produção de mapas temáticos e a aceleração de estudos relacionados a detecção de mudanças, do uso e ocupação do solo, tornaram-se muito mais eficazes. Observações nas variações da paisagem e quantificação de dados têm sido facilitadas, gerando resultados confiáveis e determinísticos. A disponibilização de imagens de alta resolução temporal, como a do sensor *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS), fornecem dados para o monitoramento ambiental de corte raso em escala regional de programas como o Sistema de Monitoramento de Desmatamento em Tempo Real (DETER) e o Sistema de Monitoramento do Desmatamento na Amazônia Legal (PRODES), processados pelo INPE, que são responsáveis pela identificação de sinistros como queimadas e desflorestamento. Estes dois projetos não contemplam a identificação de corte seletivo aleatório, tendo em vista que as imagens utilizadas no processamento possuem resolução espacial de 30 m, ou seja, somente tem a capacidade mapear polígonos de desmatamento maiores do que 6,25 hectares (INPE, 2017).

Em relação à pesquisa que será abordada neste trabalho, desmatamento seletivo, chama-se a atenção para a utilização de imagens do sensor *Operational Land Imager* (OLI) do satélite Landsat 8, que apesar de ter uma resolução temporal moderada, possui uma resolução espacial mais adequada à identificação de áreas com desmatamento seletivo, e que o MODIS, devido a sua resolução espacial baixa, não consegue detectar. O sinergismo das imagens *Synthetic Aperture Radar* (SAR) com as imagens OLI é uma propriedade a mais para a identificação do desmatamento.

Como técnicas de processamento para extração de informações serão utilizados índices de vegetação, tais como o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI) e o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) que facilitam a obtenção e classificação da cobertura do

solo, com destaque para a região do espectro eletromagnético do infravermelho (JENSEN, 2009; EPIPHANIO et al., 1996).

No caso do corte seletivo, a atividade madeireira inicia-se com a localização dos indivíduos arbóreos passíveis de interesse comercial. Essa ação é procedida por pessoas com experiência de caminhada em florestas, que em suas buscas, abrem leves “picadas” para a própria passagem, marcando o caminho para seu regresso e posterior acesso do grupo de extração de madeiras até as árvores escolhidas. A partir daí, ocorrem ações como corte, arraste de toras com tratores ou por vias fluviais. Nesse tipo de ação, ocorre o corte seletivo não planejado com a retirada do máximo possível de árvores eleitas que apresentam alto valor econômico.

O rastreamento dos vestígios desse tipo de corte é dificultado pela pequena dimensão das áreas e o encobrimento pela vegetação que se regenera. Segundo Kumar et al., (2010), o monitoramento do desmatamento torna-se imprescindível para que se possa combater o corte indevido de vegetação em áreas protegidas.

A exploração madeireira segue padrões distintos, o que em suma são decorrentes da forma em que tal atividade é desenvolvida. Todavia, para efeito de fiscalização, estes padrões são agrupados em apenas uma classe de corte seletivo, a saber: Corte seletivo do tipo Desordenado ou Geométrico.

Corte seletivo tipo 1 (Desordenado): é considerada uma exploração convencional, em que os indivíduos de interesse comercial são removidos sem o planejamento prévio, denotado pela forma desordenada de estradas e ramais no interior da floresta e com a presença de pátios de estocagem com dimensões irregulares e dispostos de forma aleatória (INPE, 2016).

Corte seletivo tipo 2 (Geométrico): é considerada uma exploração baseada em um plano de manejo, em que se percebe o planejamento prévio evidenciado pelo padrão regular entre as estradas e pátios de estocagem no interior da floresta (INPE, 2016).

Estes dois tipos de corte seletivos, tal como especificados pelo INPE não fazem parte desta pesquisa. Considerou-se como corte seletivo toda extração aleatória e individual de madeira, sem a presença de pátio de estocagens, na qual houve variação de resposta espectral da vegetação, devido à perda total ou parcial de clorofila.

Este trabalho teve como objetivo reconhecer, mapear e quantificar as áreas no setor sudoeste de Altamira-PA, por extração de madeira seletiva entre os anos de 2014 e 2017, a partir de análises espectrais de imagens ópticas do satélite OLI/Landsat 8 e SAR da aeronave R-99 da Força Aérea Brasileira, por meio de técnicas de sensoriamento remoto e de geoprocessamento, associadas à metodologia de aplicação de índices de vegetação (NDVI e SAVI) e fusão de imagens ópticas com imagens SAR.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Área de Estudo

A área da pesquisa possui 6,93 km² e está situada no sudoeste do município de Altamira-PA (Fig. 1). As

coordenadas geográficas são: vértice superior esquerdo, 8°45'13,592" de latitude sul e 55°3'17,09" de longitude oeste e o vértice inferior direito, 8°46'21,337" de latitude sul e 55°1'30,819" de longitude oeste.

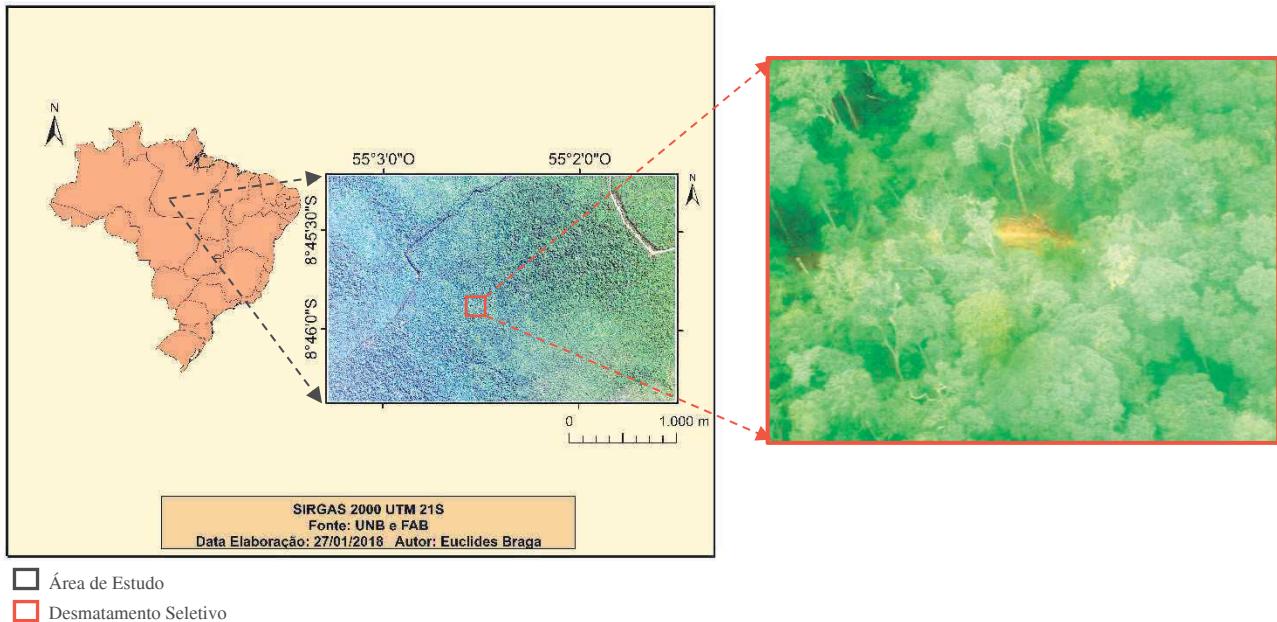


Fig. 1 - Área de Estudo no Sudoeste de Altamira-PA.

2.2 Materiais

Os dados utilizados para o desenvolvimento do trabalho foram: (1) Imagens do sensor OLI/Landsat8 adquiridas no site da USGS (<http://earthexplorer.usgs.gov>), no nível digital e foram selecionadas cenas com menor cobertura de nuvens dos anos de 2014 e 2017; (2) Imagens SAR da aeronave R-99 e imagens do sensor ADS-80 da Força Aérea Brasileira (FAB); e (3) Imagens da plataforma *Google* (Tab. 1). Para o processamento foram utilizados os softwares ENVI 5.2 e ArcGIS 10.3.

O sensor SAR da FAB encontra-se instalado na aeronave R-99 e opera em duas frequências: banda L (1.28 GHz) e banda X (9.3 GHz). O subsistema da Banda L tem a capacidade de transmitir e receber tanto na polarização vertical (V) quanto na horizontal (H). O subsistema da banda X só transmite e recebe na polarização horizontal.

O sensor ADS-80 da FAB está instalado na aeronave R-35 e tem a capacidade de detectar imagens com resolução espacial de até 15 cm, nas bandas panchromática, azul, verde vermelho e infravermelho próximo.

Tab. 1 –Características das imagens Utilizadas

ORIGEM	BANDA	*RES. ESP.	DATA
OLI/LANDSAT 8	1 a 8	30 m	AGO 2014
OLI/LANDSAT 8	1 a 8	30 m	AGO 2017
R-99 (FAB)	L (HH)	1,5 m	AGO 2017
ADS-80 (FAB)	RGB e NI	0,5 m	JUL 2017
GOOGLE	RGB	1,5 m	AGO 2014

* RES. ESP. = Resolução Espacial

(HH) = Polarização Horizontal/Horizontal

2.3 Metodologia

O fluxograma (Fig. 2) apresenta os procedimentos metodológicos aplicados, seguido das descrições das etapas executadas.

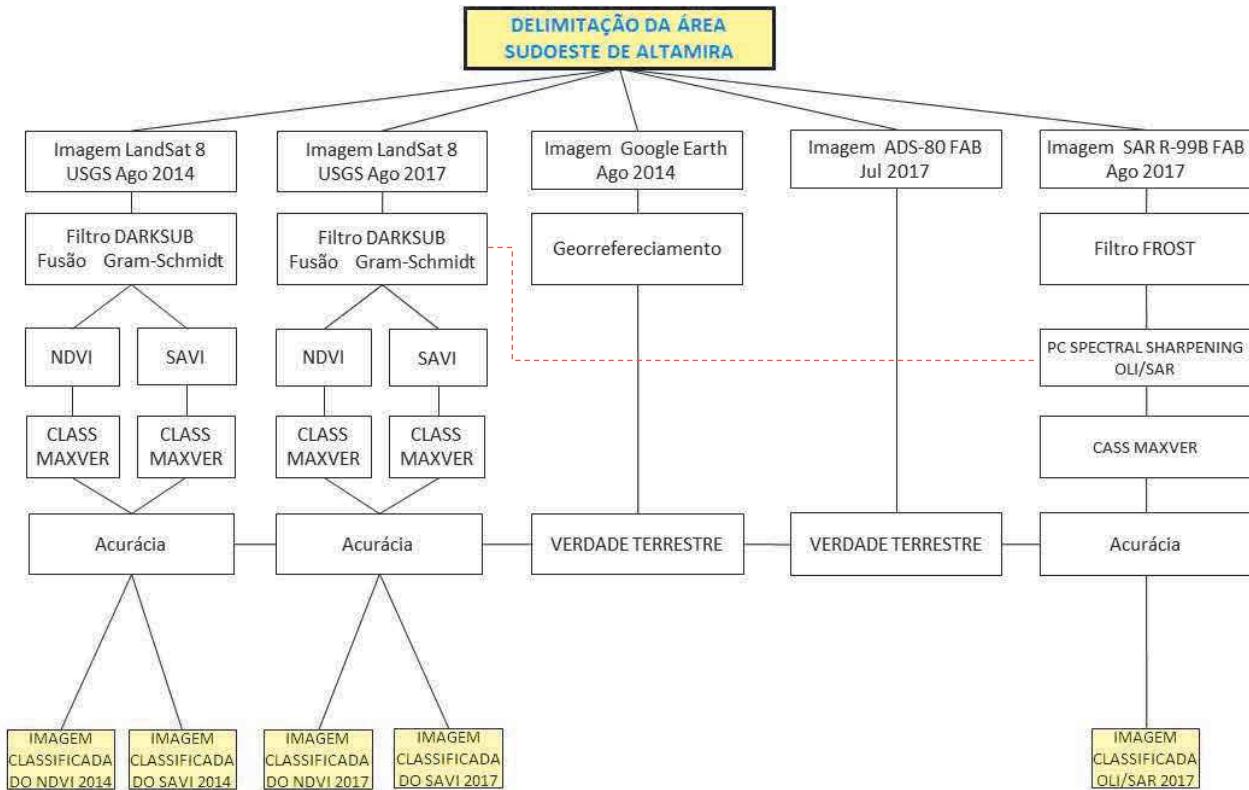


Fig.2 - Fluxograma da Metodologia

2.3.1 Processamento Aplicado nas Imagens do sensor OLI/Landsat 8

O primeiro processo para elaboração deste trabalho foi a aquisição das imagens do OLI/Landsat 8 no site da USGS. Em seguida, realizou-se o corte da imagem da região de estudo e aplicou-se o modelo desenvolvido por Chavez (1988), a fim de corrigir as distorções espectrais causadas pelo espalhamento da radiação eletromagnética devido a sua interação com a atmosfera. Este filtro, entre as várias técnicas propostas para a correção atmosférica, pelo uso do limite inferior dos valores digitais do histograma de cada banda, tem sido considerada a mais aceita e possui a vantagem de ser um método de fácil aplicação (MENESES e ALMEIDA, 2012).

O segundo passo foi utilizar a técnica de fusão, a fim de sintetizar uma nova imagem com melhor resolução espacial que a imagem multiespectral original. A resolução espacial de imagens de sensores remotos é um dos principais fatores na definição das feições a serem mapeadas, pois interfere tanto na determinação da área mínima a ser mapeada de uma determinada classe, quanto na sua identificação (PONZONI *et al.*, 2001).

Depois da fusão, as bandas com resolução espacial de 30 m passaram a ter a resolução de 15 m. O método optado foi a fusão *Gram-Schmidt Sharpen*, considerado um dos melhores algoritmos para fusão de imagens

multiespectrais (YUHENDRA e HIROAKI, 2011).

O terceiro passo foi aplicar o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI), que é a razão entre a diferença das reflectividades das bandas no infravermelho próximo e no vermelho pela soma dessas mesmas reflectividades (ROUSE *et al.*, 1973), conforme a equação 1.

$$\text{NDVI} = \frac{B5 - B4}{B5 + B4} \quad (1)$$

Onde: B5 = Infravermelho próximo, B4= Vermelho

Os índices de vegetação utilizam as faixas do vermelho e do infravermelho próximo por conterem mais de 90 % da variação da resposta espectral da vegetação e, portanto, tais índices realçam o seu comportamento espectral, correlacionando-os com os parâmetros biofísicos da mesma (ROSA, 2009).

O NDVI é um indicador sensível da quantidade e condição da vegetação, cujos valores variam no intervalo de -1 a 1. Nas superfícies que contêm água ou solo exposto, os valores são nulos.

O quarto passo foi empregar o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), que leva em consideração os efeitos do solo exposto nas imagens analisadas, visando ajustar o NDVI, quando a superfície não está completamente coberta pela vegetação, conforme a equação 2.

$$\text{SAVI} = \frac{(1+L) \cdot (B5 - B4)}{(L + B5 + B4)} \quad (2)$$

Onde: L é uma constante denominada de fator de ajuste do índice SAVI, podendo assumir valores de 0,25 a 1 dependendo da cobertura do solo. O valor para L de 0,25 é indicado para vegetação densa, de 0,5 para vegetação com densidade intermediária e 1 para vegetação com baixa densidade (HUETE, 1988). Se o valor do SAVI for igual a 0, seus valores tornam-se igual aos valores do NDVI.

A partir de uma análise prévia feita por fotointerpretação das imagens que seriam utilizadas para o cálculo da extração dos índices, considerou-se que a vegetação presente na área possui média densidade (para ambos os anos 2014 e 2017). O valor de L adotado para este artigo foi de 0,5. Foi testado, também, o índice de 0,25, no entanto, o resultado não causou diferenciação nos resultados entre o NDVI e o SAVI com 0,25.

2.3.2 Classificação Supervisionada MaxVer e Acurácia da Classificação

O quinto passo foi criar as Regiões de Interesse (ROI) para serem usadas na classificação supervisionada MaxVer. As classes criadas foram: solo exposto/água, vegetação e desmatamento.

Esta classificação é um método *pixel a pixel* que assume que a estatística para cada classe em cada banda possui distribuição normal baseada nas amostras coletadas pelo analista e assim calcula a probabilidade do *pixel* pertencer a uma determinada classe, finalmente atribuindo-lhe o valor em que esta probabilidade é a maior (RICHARDS e JIA, 2006).

É um classificador mais eficiente, porque as classes de treinamento são utilizadas para estimar a forma da distribuição dos *pixels* contidos em cada classe no espaço de “n” bandas, como também a localização do centro de cada classe (MENESES e ALMEIDA, 2012).

Para efetuar o cálculo de exatidão das classificações foi criado um conjunto aleatório de 18 amostras para cada classe, no total. Na avaliação e comparação dos mapas temáticos gerados nas classificações deste artigo, o coeficiente Kappa foi o escolhido, por ser uma técnica de análise conservadora (CONGALTON e GREEN, 2009) e para a verdade terrestre, foram usadas as imagens de julho de 2017 do sensor ADS-80 da Força Aérea Brasileira e de agosto de 2014 da plataforma *Google Earth PRO*.

A exatidão dos mapeamentos, calculada por meio do coeficiente Kappa, pode ser determinada pela Tabela 2 (LANDIS e KOCH, 1977), que associa a um determinado intervalo de valores Kappa, um nível de concordância.

Tab. 2 - ÍNDICE KAPPA

VALOR DO COEFICIENTE KAPPA	NÍVEL DE CONCORDÂNCIA
< 0	NÃO EXISTE CONCORDÂNCIA
0 - 0,20	CONCORDÂNCIA MÍNIMA
0,21 - 0,40	CONCORDÂNCIA RAZOÁVEL
0,41 - 0,60	CONCORDÂNCIA MODERADA
0,61 - 0,80	CONCORDÂNCIA SUBSTANCIAL
0,81 – 1,00	CONCORDÂNCIA PERFEITA

2.3.3 Processamento Aplicado na Imagen SAR do R-99 da FAB

A imagem SAR, da área de estudo, foi obtida por meio do sensor da aeronave R-99 da Força Aérea Brasileira. A banda utilizada foi a L, no qual possui quatro polarizações disponíveis: HH, HV, VV, VH. A primeira letra designa a polarização transmitida e a segunda letra designa a polarização recebida. A imagem escolhida foi a com polarização HH, pois foi a única disponível da área, em agosto de 2017.

O Radar de Abertura Sintética (SAR) é um sistema ativo de sensoriamento remoto que ilumina a superfície terrestre com radiação eletromagnética (REM), de natureza coerente na faixa espectral das micro-ondas e registra a amplitude e fase da radiação retroespelhada em direção do sensor (QIU *et al.*, 2004). Devido a esta natureza coerente das microondas, ocorre um efeito conhecido por *speckle* (WOODHOUSE, 2006). O *speckle* atribui aos dados SAR um aspecto granuloso que dificulta a discriminação dos alvos, tanto por métodos visuais quanto por algoritmos de segmentação e classificação.

A redução desse ruído é fundamental para a interpretação de imagens SAR. Dessa forma, a utilização de filtros adaptativos é a mais comum para a correção do *speckle*, uma vez que buscam preservar a textura enquanto reduzem o ruído em questão.

O algoritmo aplicado na imagem SAR foi o *Frost*, no qual o retroespalhamento da cena é estimado pela convolução entre a imagem observada e o fator de ponderação exponencial (FROST *et al.*, 1982). Este fator de ponderação é calculado com a utilização das estatísticas locais da imagem.

2.3.4 Fusão da Imagem OLI/Landsat 8 com resolução espacial de 15 m com a Imagem SAR de resolução espacial de 1,5 m

As informações fornecidas pelos sensores individuais podem estar incompletas ou imprecisas para uma determinada aplicação. Assim, o uso combinado de dados de duas ou mais fontes podem fornecer informações complementares que podem ajudar a entender a cena observada ou melhorar o resultado de uma determinada aplicação (YITAYEW *et al.*, 2012).

Os dados SAR e de sensores ópticos referem-se a diferentes características espectrais e geométricas da mesma área de estudo, e quando combinados, eles possuem informações complementares que ajudam a distinguir as diferentes classes de uma observação particular. Os dados ópticos contêm informações sobre as características reativas e emissivas dos alvos em termos de intensidade espectral. Esta informação espectral relaciona a composição química e o teor de umidade do alvo observado. Por outro lado, os dados SAR contêm informações sobre a estrutura geométrica e a rugosidade da superfície.

Portanto, o objetivo dessa fusão digital resultou na elaboração de um produto com a sinergia dos valores agregados, no qual o SAR contribuiu com a informação

espacial (estruturas, texturas) e as imagens ópticas no controle da informação espectral da vegetação (PARADELLA *et al.*, 2000).

A fusão foi executada pelo *PC Spectral Sharpening* do ENVI 5.2. O procedimento deste método é conhecido como sendo uma substituição de componentes principais e permite a fusão da imagem SAR com todas as bandas da imagem do OLI/Landsat 8. O algoritmo fornece melhores resultados para a discriminação de vegetação florestal, quando comparado aos métodos de fusão IHS e Brovey (YITAYEW *et al.*, 2012).

2.3.5 Classificação da Imagem

O passo seguinte foi a seleção de regiões de interesse (ROI), a fim de serem usadas como áreas de amostragem na classificação supervisionada por MaxVer.

As classes criadas foram: solo exposto, água, vegetação e desmatamento.

2.3.6 Verdade Terrestre

A imagem para realizar a verdade terrestre das classificações NDVI e SAVI, de agosto de 2014, foi extraída do software *Google Earth PRO* e, em seguida, feito o recorte e o georreferenciamento.

A imagem utilizada para efetuar a verdade terrestre das classificações NDVI, SAVI e da fusão SAR/Óptico, referente a agosto de 2017, foi provida pela Força Aérea Brasileira, por meio do sensor ADS-80. O único procedimento realizado foi o recorte da imagem.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Imagens Fusionadas do OLI/Landsat 8 com a banda Pan de resolução espacial de 15 m

As Figuras 5 e 6 correspondem aos produtos da fusão entre as imagens OLI com a Pancromática de 15 m de resolução espacial, as quais evidenciaram melhor os canais de rios e as estradas, devido ao melhoramento da resolução espacial.

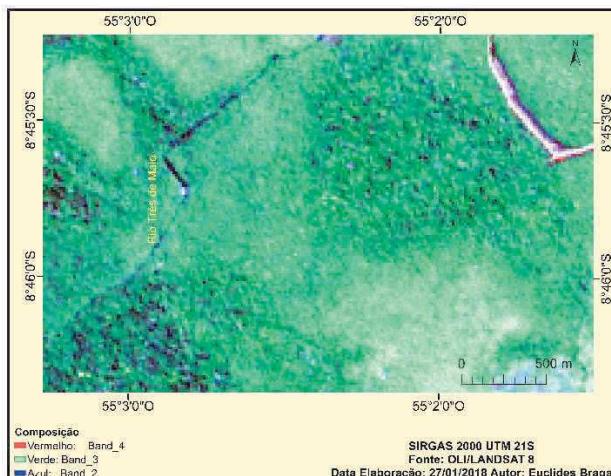


Fig. 5 - Imagem com resolução espacial de 15 m do Sudoeste de Altamira-PA, em agosto de 2014, após a Fusão Gram-Schmidt das bandas espetrais com a banda pancromática do sensor OLI/LANDSAT 8.

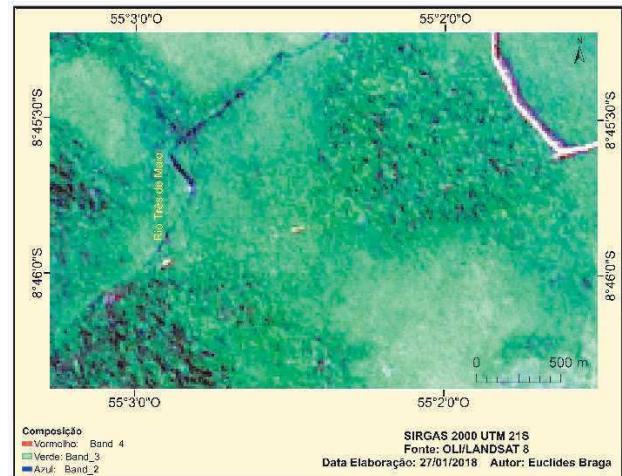


Fig. 6 - Imagem com resolução espacial de 15 m do Sudoeste de Altamira-PA, em agosto de 2017, após a Fusão Gram-Schmidt das bandas espetrais com a banda pancromática do sensor OLI/LANDSAT 8.

3.2 Fusão das imagens OLI/Landsat 8 com o SAR

A figura 7 representa a fusão entre as imagens ópticas e o SAR. O produto permitiu destaque para a visualização de trilhas, pois conseguiu agrupar as características dos sensores ópticos com as características do SAR.

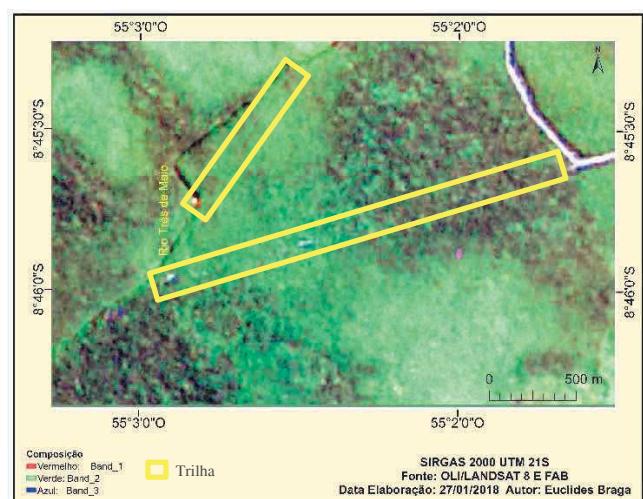


Fig. 7 - Imagem com resolução espacial de 1,5 m do Sudoeste de Altamira-PA, em agosto de 2017, após a Fusão *PC Spectral Sharpening* das bandas espetrais do sensor OLI/LANDSAT 8 com a banda L, polarização HH do sensor SAR do R-99 da FAB.

3.3 NDVI

Foram elaborados as imagens do sensor OLI/LANDSAT 8, com resolução espacial de 15 m, com o NDVI, em agosto de 2014 e em agosto de 2017 (Figuras 8 e 9). Como resultado, observou-se a visualização de caminhos (picadas) na porção central da imagem.

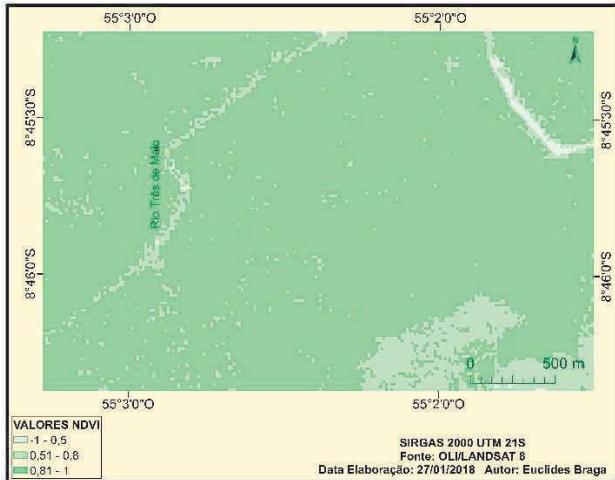


Fig. 08 - Imagem do NDVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8 de agosto de 2014, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

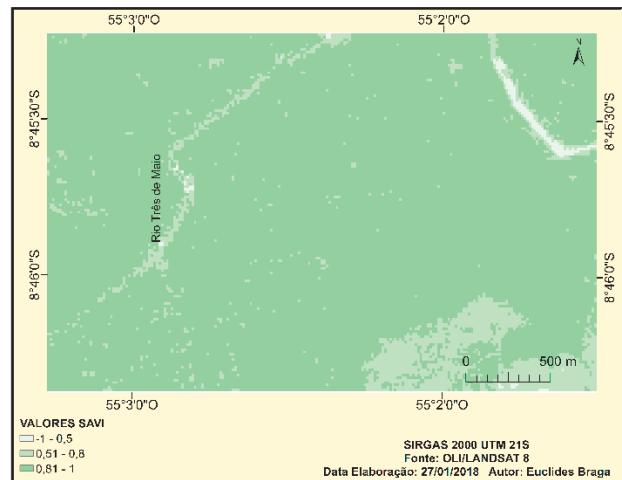


Fig. 10 - Imagem do SAVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8 de agosto de 2014, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

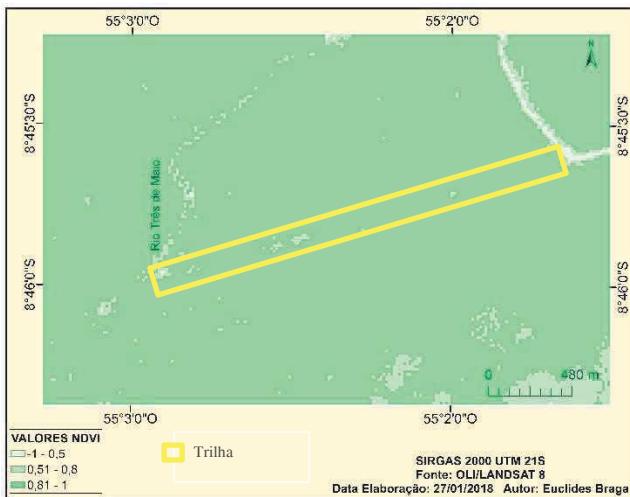


Fig. 9 - Imagem do NDVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8 de agosto de 2017, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

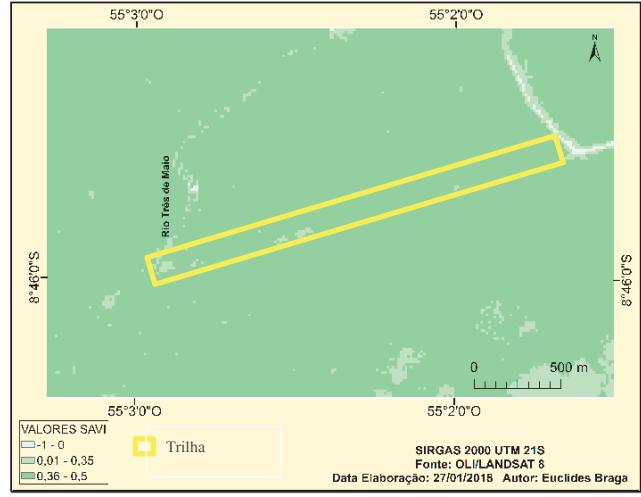


Fig. 11- SAVI de Agosto de 2017.

Os índices de vegetação ajustado ao solo destacaram os limites da estrada de terra, o contorno do rio e as áreas com solo exposto, bem como os locais com pouca ou quase nenhuma densidade de vegetação. Os valores do SAVI em 2017 não ultrapassaram o índice de 0,5, ao passo que em 2014 foram até 1.

3.4 SAVI

Foram elaborados as imagens (Figuras 10 e 11) com o índice SAVI de agosto de 2014 e agosto de 2017. Nesses produtos são observados resultados similares aos obtidos nos produtos NDVI, inclusive, a marcante evidência central de área exposta no ano de 2017, mostrando que os resultados foram bem próximos ou até mesmo idênticos.

3.5 Classificação MaxVer no produto NDVI/OLI

A primeira análise espaço temporal entre 2014 e 2017 da área de estudo foi com a imagem do NDVI, que é um indicador sensível a quantidade e condição da vegetação verde, conforme mostram as figuras 12 e 13.

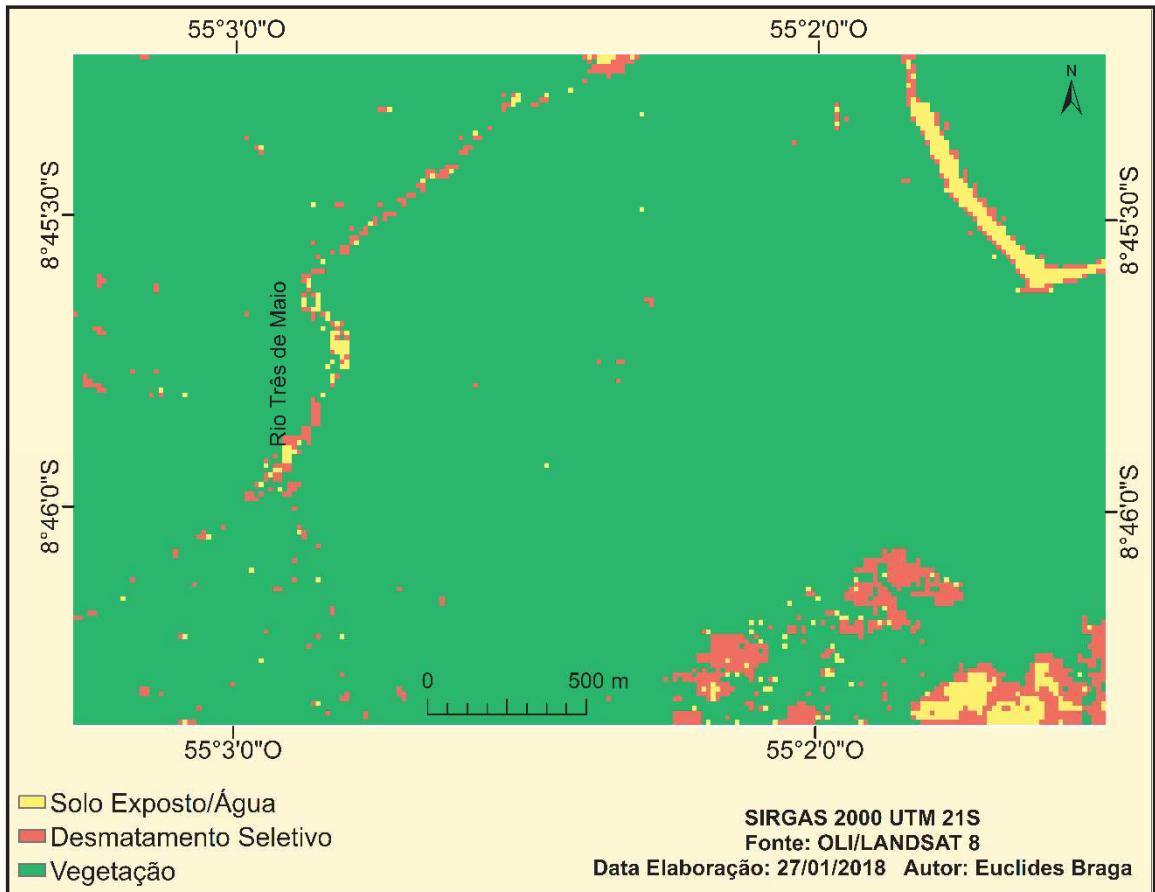


Fig. 12 - Imagem classificada MAXVER do NDVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8, de agosto de 2014, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

A fusão das bandas com resolução espacial de 30 m com a banda pancromática de 15 m do OLI/Landsat 8 propiciou a identificação de pontos com desmatamento seletivo.

Pode-se verificar nas tabelas 3 e 5 que foi detectado um aumento na área de desmatamento entre 2014 e 2017. A diferença de 450m² é pequena, porém reflete, exatamente, o conceito de desmatamento seletivo utilizado neste trabalho, que é toda extração aleatória e individual de madeira, sem a presença de pátio de estocagens. Portanto, já era esperado que os valores da diferença do desmatamento fossem baixos.

As acurárias das classificações com NDVI apresentaram, conforme as tabelas 4 e 8, concordância substancial, ou seja, valores satisfatórios para o índice Kappa. Houve confusão de amostras, principalmente, entre desmatamento e solo exposto, de acordo com as tabelas 5 e 9. Esta imprecisão ocorreu devido a proximidade de valores NDVI para as respectivas classes.

Outro ponto a destacar foi o erro de comissão, omissão e acurácia do produtor e do usuário, no qual os valores são condizentes com a qualidade da classificação, conforme é possível verificar nas tabelas 6 e 10.

Tab. 3 - Áreas das Classes na Classificação com NDVI de 2014

	ÁREA (m ²)	PORCENTAGEM
VEGETAÇÃO	6.529.950	94.85%
SOLO EXPOSTO	119.250	1.73%
DESMATAMENTO	235.125	3.41%

Tab. 4-Acurácia da Classificação com NDVI de 2014

ACURÁCIA GLOBAL	ÍNDICE KAPPA
(47/54) 87.0370%	0.8056

Tab. 5 - Verdade Terrestre da Classificação de 2014

	VEGET.	SOLO EXP.	DESM.	TOTAL
VEGET.	18	00	00	18
SOLO EXP.	00	17	01	18
DESMAT.	02	04	12	18
TOTAL	20	21	13	54

* VEGET. = Vegetação

SOLO EXP. = Solo exposto

DESMAT. = Desmatamento

Tab. 6 - Porcentagem de Comissão, Omissão, Acurácia do Produtor e Acurácia do Usuário de 2014

	COMISSÃO	OMISSÃO	AC. PROD.	AC. USU.
VEGET.	0,00%	10,00%	90,00%	100,00%
SOLO EXP.	5,56%	19,05%	80,95%	94,44%
DESMAT.	33,33%	7,69%	92,31%	66,97%

* AC. PROD. = Acurácia do Produtor; AC. USU. = Acurácia do Usuário

VEGET. = Vegetação; SOLO EXP. = Solo Exposto

DESMAT. = Desmatamento

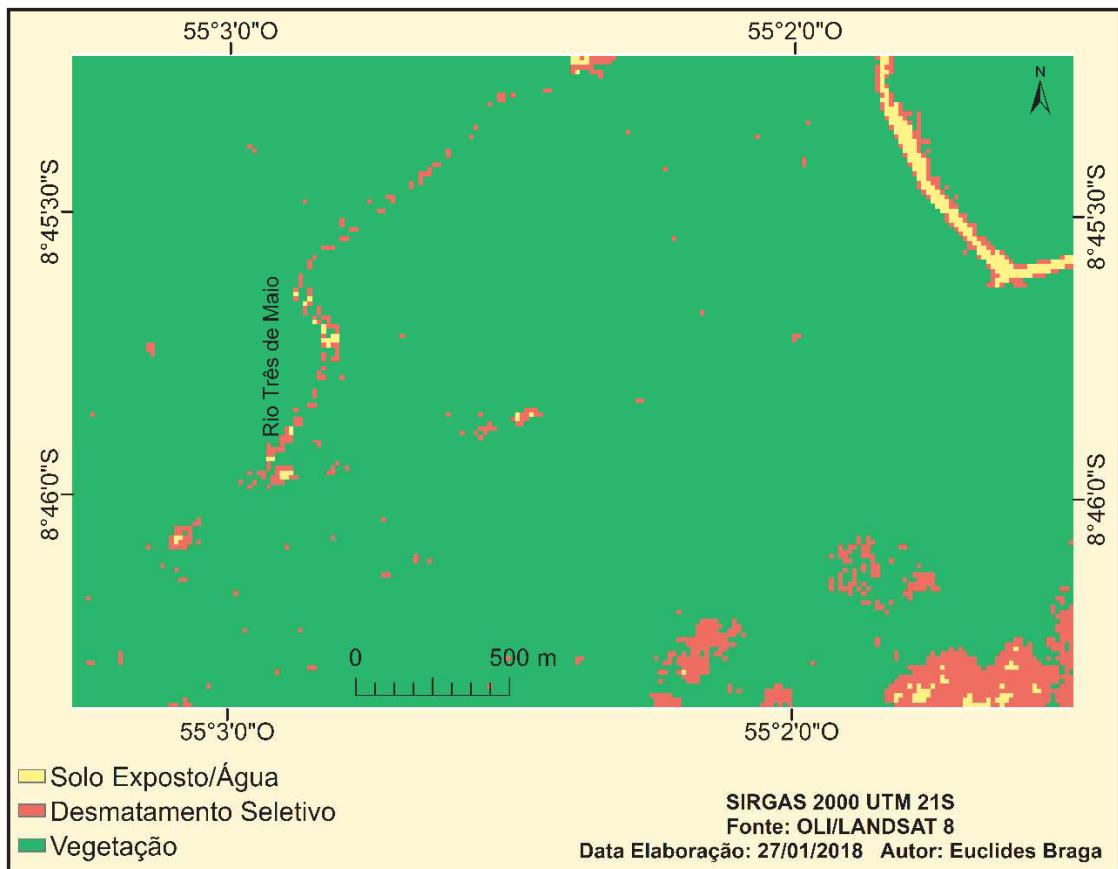


Fig. 13 – Imagem classificada MAXVER do NDVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8, de agosto de 2017, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

Tab. 7 - Áreas das Classes na Classificação NDVI 2017

	ÁREA (m ²)	PORCENTAGEM
VEGETAÇÃO	6.592.725	95.76%
SOLO EXPOSTO	56.025	0.81%
DESMATAMENTO	235.575	3.42%

Tab. 8 - Acurácia da Classificação NDVI de 2017

ACURÁCIA GLOBAL	ÍNDICE KAPPA
(46/54) 85.1852%	0.7778

Tab. 9 - Verdade Terrestre da Classificação NDVI de 2017

	VEGET.	SOLO EXP.	DESMAT.	TOTAL
VEGET.	17	00	01	18
SOLO EXP.	01	15	02	18
DESMAT.	02	02	14	18
TOTAL	20	17	17	54

* VEGET. = Vegetação; SOLO EXP. = Solo exposto

DESMAT. = Desmatamento

Tab. 10 - Porcentagem de Comissão, Omissão, Acurácia do Produtor e Acurácia do Usuário de 2017

	COMISSÃO	OMISSÃO	AC. PROD.	AC. USU.
VEGET.	5,56%	15,00%	85,00%	94,44%
SOLO EXP.	16,67%	11,76%	88,24%	83,33%
DESMAT.	22,22%	17,65%	82,35%	77,78%

* AC. PROD. = Acurácia do Produtor; AC. USU. = Acurácia do Usuário

VEGET. = Vegetação; SOLO EXP. = Solo Exposto

DESMAT. = Desmatamento

3.6 Classificação MaxVer com SAVI/OLI

Os resultados para os índices do SAVI apresentaram maior presença de solo exposto (Figuras 15 e 15) na análise temporal dos anos de 2014 e 2017 em comparação ao NDVI, apesar da função do constante “L” ser a diminuição da influência da resposta espectral do solo no cálculo do SAVI.

Nestas duas classificações, a estrada de terra e o delineamento do rio ficaram bem mais destacados em relação aos mapas do NDVI. No entanto, a trilha encontrada na área central na classificação do NDVI de 2017, não foi possível identificar na classificação do SAVI 2017. Este resultado pode ser explicado com a influência da constante “L”, que em locais onde houve menor presença de solo exposto, a constante interferiu no

cálculo.

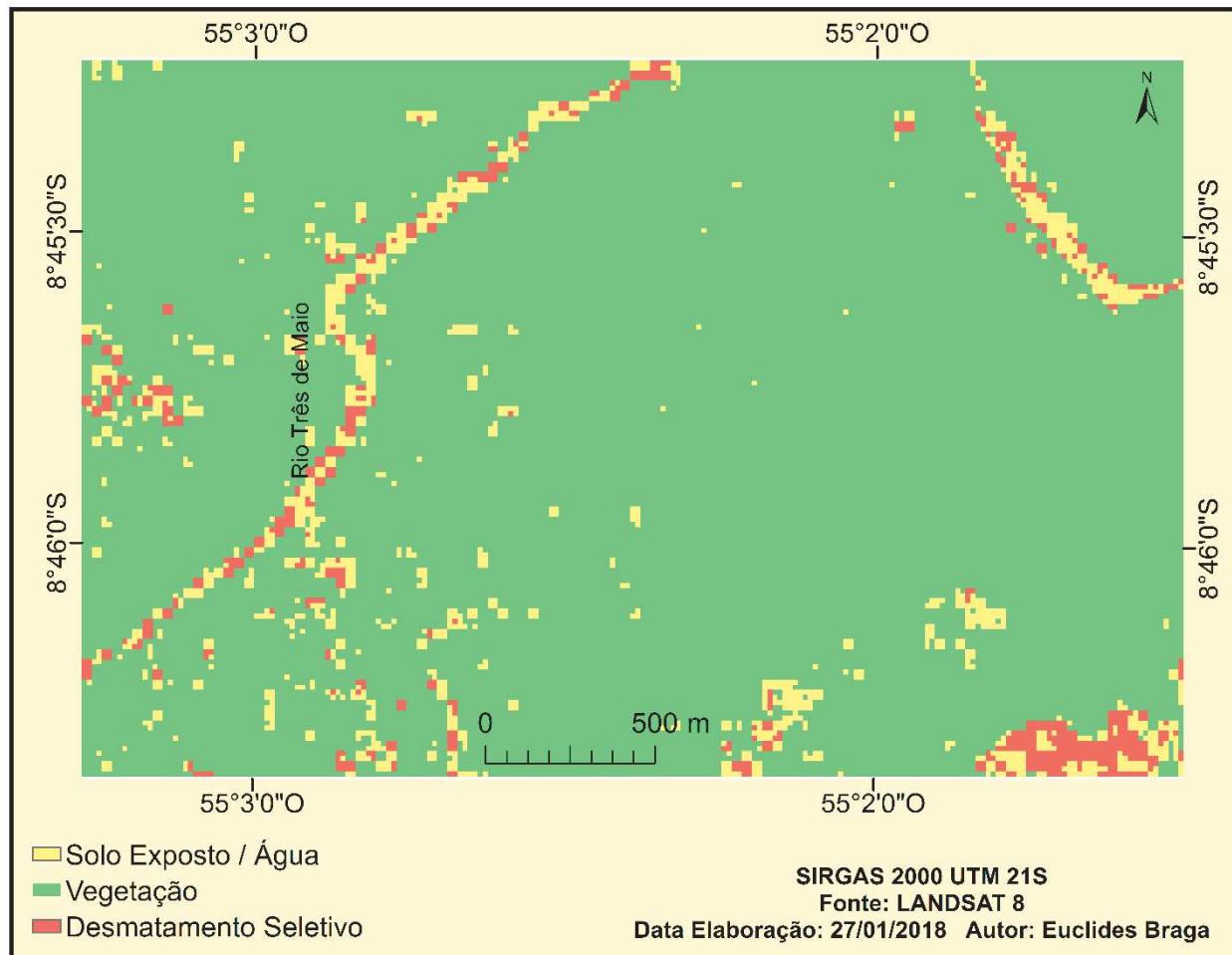


Fig. 14 - Imagem classificada MAXVER do SAVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8, de agosto de 2014, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

Tendo em vista o aumento do solo exposto na classificação com SAVI, o índice Kappa encontrado foi menor, 0,55 e 0,58, conforme descrito nas tabelas 12 e 16.

Apesar do índice Kappa ter sido menor, de acordo com a tabela 2, a concordância das duas classificações são consideradas como moderadas.

Na análise de área (Tabelas 11 e 15), os valores de desmatamento apresentaram aumento significativo do corte seletivo, com uma diferença de 68.000 m², entre os anos de 2014 e 2017.

Houve maior confusão entre as classes de solo exposto/vegetação e desmatamento/solo exposto, conforme tabelas 13 e 17. Assim sendo, os valores de acurácia do produto e do usuário foram menores, de acordo com as tabelas 14 e 18.

Embora o índice Kappa tenha sido menor, a classificação SAVI permitiu identificar as áreas com desmatamento seletivo na análise temporal entre 2014 e 2017.

Tab. 11 - Áreas das Classes na Classificação SAVI 2014

	ÁREA (m ²)	PORCENTAGEM
VEGETAÇÃO	6.360.975	92.39%
SOLO EXPOSTO	349.875	5.08%
DESMATAMENTO	173.475	2.51%

Tab. 12 - Acurácia Classificação SAVI de Agosto de 2014

ACURÁCIA GLOBAL	ÍNDICE KAPPA
(38/54) 70.3704%	0.55

Tab. 13 - Verdade Terrestre da Classificação SAVI de 2014

	VEGET.	SOLO EXP.	DESMAT.	TOTAL
VEGET.	16	01	01	18
SOLO EXP.	06	11	01	18
DESMAT.	02	05	11	18
TOTAL	24	17	13	54

* VEGET. = Vegetação

SOLO EXP. = Solo exposto

DESMAT. = Desmatamento

Tab. 14 - Porcentagem de Comissão, Omissão, Acurácia do Produtor e Acurácia do Usuário de 2014

	COMISSÃO	OMISSÃO	AC. PROD.	AC. USU.
VEGET.	66,67%	5,88%	11,11%	33,33%
SOLO EXP.	25,00%	64,71%	38,89%	35,29%
DESMAT.	8,33%	29,41%	38,89%	15,38%

* AC. PROD. = Acurácia do Produtor; AC. USU. = Acurácia do Usuário
 VEGET. = Vegetação; SOLO EXP. = Solo Exposto
 DESMAT. = Desmatamento

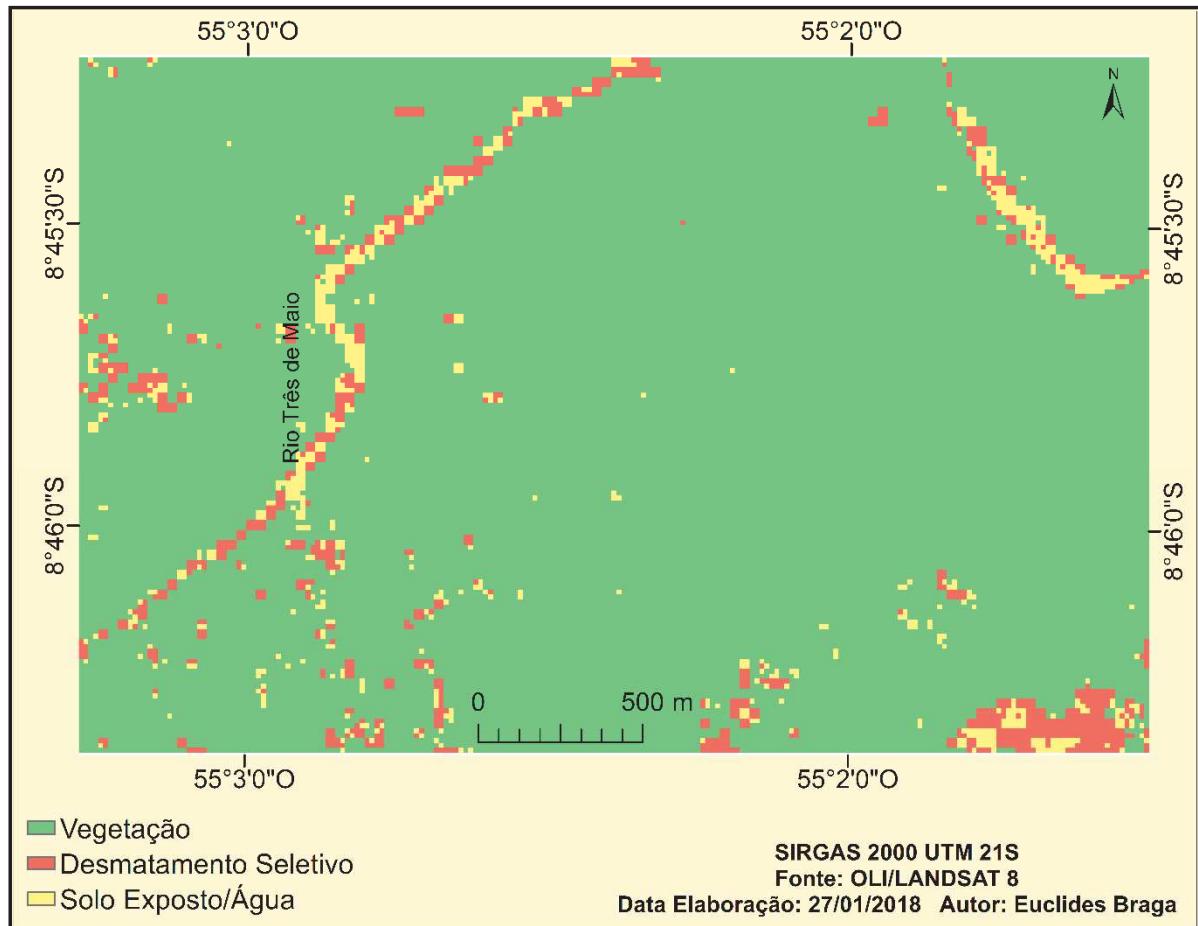


Fig. 15 - Imagem classificada MAXVER do SAVI aplicado na imagem OLI/LANDSAT 8, de agosto de 2017, do sudoeste de Altamira-PA, com resolução espacial de 15 m.

Tab. 15 - Áreas das Classes na Classificação SAVI 2017

	ÁREA (m ²)	PORCENTAGEM
VEGETAÇÃO	6.459.750	93,83%
SOLO EXPOSTO	182.700	2,65%
DESMATAMENTO	241.875	3,51%

Tab. 16 - Acurácia Classificação SAVI de 2017

ACURÁCIA GLOBAL	ÍNDICE KAPPA
(39/54) 72%	0.58

Tab. 17 - Verdade Terrestre da Classificação SAVI de 2017

	VEGET.	SOLO EXP.	DESMAT.	TOTAL
VEGET.	18	00	00	18
SOLO EXP.	01	11	06	18
DESMAT.	04	04	10	18
TOTAL	23	15	16	54

* VEGET. = Vegetação
 SOLO EXP. = Solo exposto
 DESMAT. = Desmatamento

Tab. 18 - Porcentagem de Comissão, Omissão, Acurácia do Produtor e Acurácia do Usuário do SAVI de 2017

	COM.	OMIS.	AC. PROD.	AC. USU.
VEGET.	0,00%	21,74%	78,26%	100,00%
SOLO EXP.	38,89%	26,67%	73,33%	61,11%
DESMAT.	44,44%	37,50%	62,50%	55,56%

* AC. PROD. = Acurácia do Produtor; AC. USU. = Acurácia do Usuário
 VEGET. = Vegetação; SOLO EXP. = Solo Exposto
 DESMAT. = Desmatamento

3.7 Classificação MaxVer da Fusão OLI/Landsat8 e SAR

Os resultados da integração da imagem do OLI/Landsat 8 com a imagem SAR na banda L, com resolução espacial de 1.5m, mostraram um bom potencial na discriminação de desmatamento e solo exposto. A análise visual dos produtos integrados mostrou que as imagens SAR são importantes no realce de feijões, contribuindo de forma expressiva para a discriminação do corte seletivo de madeiras, além de favorecer a

interpretação estrutural da área investigada. O método de integração utilizado permitiu a sinergia da combinação de multisensores e agregou detalhes na classificação que não foram revelados nas classificações, que utilizaram somente imagens ópticas, conforme mostra a figura 16.

A eficiência deste método pode ser comprovada com o índice Kappa de 0.77, que de acordo com a tabela 2,

é considerada como concordância substancial.

Houve maior confusão entre as classes de vegetação e desmatamento, de acordo com a tabela 21. Os valores de porcentagem de Comissão, Omissão, Acurácia do Produtor e Acurácia do Usuário a classificação (Tabela 22) tiveram números expressivos positivamente.

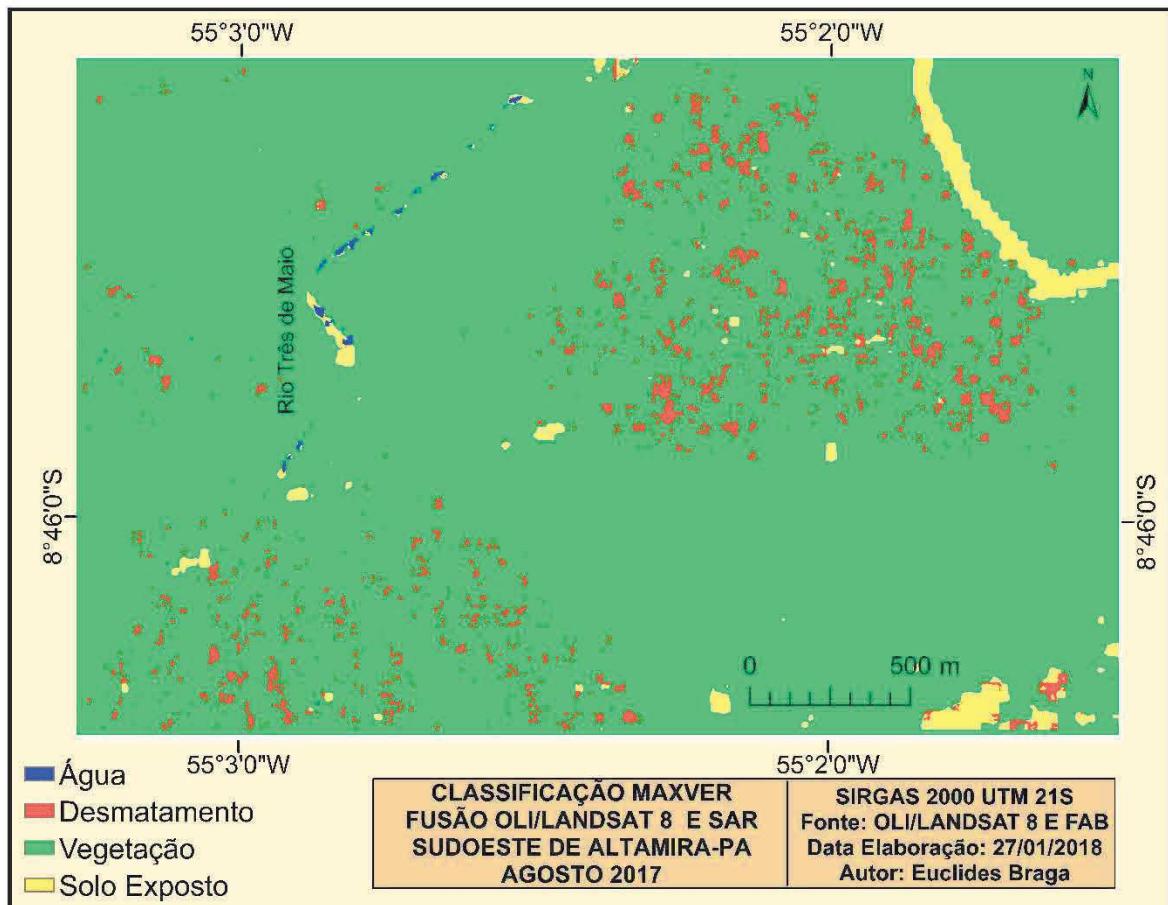


Fig. 16 – Imagem classificada MAXVER da fusão das imagens OLI/LANDSAT 8 com SAR, de agosto de 2017, do sudoeste de Altamira_PA, com resolução espacial de 1,5m.

Tab. 19 - Áreas das Classes na Classificação da Fusão Óptica e SAR

	ÁREA (m ²)	PORCENTAGEM
VEGETAÇÃO	6.459.750	95.05%
SOLO EXPOSTO	142.947	2.09%
ÁGUA	7.467	0.10%
DESMATAMENTO	186.900	2.74%

DESMAT.	00	04	01	11	13
TOTAL	12	17	14	11	54

* VEGET. = Vegetação

S. EXP. = Solo exposto

DESMAT. = Desmatamento

Tab. 20 - Acurácia Classificação da Fusão Óptica e SAR de Agosto de 2017

ACURÁCIA GLOBAL	ÍNDICE KAPPA
(45/54) 83%	0.77

Tab. 22 - Porcentagem de Comissão, Omissão, Acurácia do Produtor e Acurácia do Usuário da Fusão Óptico/SAR de 2017

	COMISSÃO	OMISSÃO	AC. PROD.	AC. USU.
ÁGUA	15,38%	8,33%	91,67%	84,62%
VEGET.	26,32%	17,65%	82,35%	73,68%
SOLO EXP.	0,00%	35,71%	34,29%	100,00%
DESMAT.	15,38%	0,00%	100,00%	84,62%

* AC. PROD. = Acurácia do Produtor; AC. USU. = Acurácia do Usuário

VEGET. = Vegetação; SOLO EXP. = Solo Exposto

DESMAT. = Desmatamento

Tab. 21 - Verdade Terrestre da Classificação da Fusão Óptico/SAR de 2017

	ÁGUA	VEGET.	S. EXP.	DESMAT.	TOTAL
ÁGUA	11	02	00	00	13
VEGET.	01	14	04	00	19
SOLO EXP.	00	01	09	00	09

3.8 Gráfico e Tabela dos Comparativos de Desmatamento e Acurácia das Classificações

Os resultados das classificações revelaram que houve incremento do desmatamento seletivo na região. Na figura 17 podemos notar as diferenças gráficas entre os métodos NDVI e SAVI, em que os anos de 2017 apresentam maiores valores de corte seletivo. Na tabela 23, podemos ver os resultados quantitativos, no qual houve uma diferença de 450 m² entre 2014 e 2017 no método com NDVI e 68.400 m² no método com SAVI.



Fig. 17 - Gráfico Comparativo das Classificações com os Valores de Áreas Desmatadas

Tab. 23 - Comparação das Acurárias, Índice Kappa e das Áreas de Desmatamento das 5 Classificações

	ACUR. G.	KAPPA	DESMAT.
NDVI 2014	87%	0,80	235.125m ²
NDVI 2017	85%	0,77	235.575m ²
SAVI 2014	70%	0,58	173.475m ²
SAVI 2017	72%	0,55	241.875m ²
LAND/SAR	83%	0,77	186.900m ²

* ACUR. G. = Acurácia GLOBAL; DESMAT. = Desmatamento

LAND/SAR = OLI/LANDSAT 8 E SAR

4. CONCLUSÃO

A metodologia de classificação de imagens do satélite OLI/LandSat 8 e SAR utilizadas para análise e monitoramento do corte seletivo no sudeste do município de Altamira-PA, entre os anos de 2014 e 2017, mostrou-se válida para identificar e quantificar as mudanças ocorridas na vegetação.

A classificação do NDVI com o uso de imagens do OLI/Landsat 8 fusionadas de resolução espacial de 15 m, mostrou-se mais adequada para a detecção e quantificação de corte seletivo.

A fusão óptico/SAR também apresentou um bom resultado, no entanto seria necessário ter uma imagem SAR de 2014, a fim de fornecer maior ênfase nos resultados deste método. O mapa de classificação ficou bem definido e a área de desmatamento ficou semelhante às demais classificações.

Cabe ressaltar que, na consulta realizada no site do INPE, por meio do Sistema DETER, referente aos desmatamentos entre os anos de 2014 e 2017, não foi encontrado nenhum registro de desmatamento para a região

estudada.

Portanto, as técnicas de processamento em imagens fusionadas e extração de NDVI e SAVI em dados de sensores ópticos de 15 m de resolução espacial, bem como a fusão com dados orbitais SAR, permitem reconhecer, mapear e quantificar as áreas desmatadas por extração de madeira seletiva, mas a disponibilidade de dados SAR é restrita, dificultando um monitoramento mais recorrente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CHAVEZ, J. P. S. *An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data*. Remote Sensing of Environment, New York, v.24, p. 459-479, 1988.
- EPIPHANIO, J. C. N.; GLERIANI, J. M.; FORMAGGIO, A. R.; RUDORFF, B. F. T. *Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. Pesquisa agropecuária brasileira*. Brasília, v. 31, n. 6, p. 445-454, 1996.
- FROST, V. et al. *A model for radar images and its application to adaptive digital filtering for multiplicative noise*. Transactions Pattern on Analysis and Machine Intelligence, v. 4, n. 2, p. 157-166, 1982.
- HUETE, A. R. *A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)*. *Remote Sensing of Environment*. v. 25, n. 3, p.205-309, Aug. 1988.
- JENSEN, J. R. *Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres*. São José dos Campos-SP. 2009.
- INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. *Metodologia do sistema DETER-B* (Sistema de detecção do desmatamento e alterações na cobertura florestal em tempo quase real) mapeamento de alertas com imagens dos sensores AWIFS-RESOURCESAT-2 e WFI-CBERS-4, 2016.
- KUMAR, P. MEENU, R. MAZUMDAR, A. MAHENDRA, N. *Monitoring of Deforestation and Forest Degradation Using Remote Sensing and GIS: A Case Study of Ranchi in Jharkhand*. Índia. 2010.
- LANDIS, R.; KOCH, G. G. *The measurement of observer agreement for categorical data*. Biometrics, v.33, n.1, p.159-174, Mar. 1977.
- MENESES, P. R; ALMEIDA, T. *Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto (Organizadores)*.UNB & CNPq, 2012.
- MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. *Prodes* Projeto de Monitoramento do Desflorestamento na Amazônia Legal, 2017.
- PARADELLA, W. R. SANTOS, A. R. VENEZIANI, P. *Geological investigation using RADARSAT-1 images in the tropical rain forest environment of Brazil*.

Canadian Journal of Remote Sensing, 26(2): 82-90.2000.

PONZONI, F. J. **Comportamento Espectral da Vegetação**. In: MENESES, P. R., NETTO, J. S. M. (org) **Sensoriamento remoto, reflectância dos alvos naturais**. Brasília – DF: Editora Universidade de Brasília - UNB, Embrapa Cerrados, p 157-199, 2001.

QIU, F. BERGLUND, J. JENSEN, J. R. THAKKAR, P. REN, D. **Speckle Noise Reduction in SAR Imagery Using a Local Adaptive Median Filter**. GIScience and Remote Sensing, v. 41, n. 03, p. 244-266, 2004.

RICHARDS, J.A.; JIA, X. **Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction**. Springer, 2006.

ROSA, R. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. 7ed. Uberlândia: EDUFU., 264 p. 2009.

ROUSE, J. W. HAAS, R. H. SCHELL, J. A. DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS**. In: Third ERTS Symposium, Proceedings, NASA SP-351, NASA, Washington, DC, v. 1, p. 309-317, 1973.

RUSSELL, G. CONGALTON, K. G. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data—Principles and Practices** (Second edition), CRC Press, Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL. 2009.

WOODHOUSE, I. H. **Introduction to Microwave Remote Sensing**. CRC Press, p 369, 2006.

YITAYEW, T. G., BREKKE, C. and DOULGERIS, A. P., **Multisensor data fusion and feature extraction for forestry applications**, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, pp. 4982-4985. 2012.

YUHENDRA, J. T. S., HIROAKI, K. **Performance Analyzing of High Resolution Pan-sharpening Techniques: Increasing Image Quality for Classification using Supervised Kernel Support Vector Machine**. Research Journal of Information Technology, 3: 12-23. 2011.