

Análise de Acurácia para o Mapeamento de Incêndios Florestais em Terras Indígenas Brasileiras Utilizando Classificação por Árvore de Decisão Baseado em Imagens OLI 0,85 - 11,0 μ m

Juarez Antônio da Silva Júnior¹* Vanessa Silva de Moraes²

¹Graduando em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil. (juarez.silvajunior@ufpe.br)

²Graduada em Engenharia Cartográfica, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil. (vanessamoraes_25@hotmail.com)

Histórico do Artigo: Submetido em: 18/01/2021 – Revisado em: 25/01/2021 – Aceito em: 28/01/2021

RESUMO

O fogo é reconhecido como um importante distúrbio da superfície da terra, pois influencia o ciclo do carbono terrestre, o clima e a biodiversidade. Dessa forma, o mapeamento da área queimada é importante e benéfico para aplicações sociais e ambientais. O uso de imagens de satélite desempenha um papel fundamental na detecção de áreas queimadas e incêndios ativos de escalas regionais a globais. Por isso, informações geradas por Sensoriamento Remoto sobre as áreas afetadas por incêndios são essenciais para entender melhor os fatores que impulsionam a atividade do fogo, bem como sua relevância para auxiliar no seu gerenciamento. Este artigo traz uma análise da acurácia do mapeamento de incêndios florestais em quatro Terras Indígenas Brasileiras: Areões-MT, Bacurizinho - MA, Pimentel Barbosa -TO e Xerente -TO utilizando dados do satélite Landsat-8 e o Método de Classificação por Árvore de Decisão, baseado na Temperatura da Superfície (TS) e o índice NBR (Índice de Queima Normalizada). Foi encontrado forte relacionamento entre os parâmetros (TS e NBR), com correlação acima de 0,7 e alto valores de coeficiente de separabilidade ($JM - Distance$) de áreas queimada e não queimadas. Após a comparação com os perímetros de referência oficiais de área queimada, foi obtido um desempenho moderado na qualidade temática dos mapas, com acurácia global no entorno de 90%, porém baixos valores de coeficiente Kappa e erros de omissão e comissão variando entre (74~92%). Finalmente, a classificação implementada mostrou uma alternativa viável para melhorar ainda mais as técnicas de detecção de áreas queimadas já existentes por satélite de observação da Terra em áreas legalmente protegidas.

Palavras-Chaves: Terras indígenas, Mapeamento, Incêndios Florestais.

Accuracy Analysis for Mapping Forest Fires in Brazilian Indigenous Lands Using Decision Tree Classification Based on OLI Images 0.85 - 11.0 μ m

ABSTRACT

Fire is recognized as an important disturbance of the earth's surface, as it influences the terrestrial carbon cycle, the climate and biodiversity. Thus, the mapping of the burned area is important and beneficial for social and environmental applications. The use of satellite imagery plays a key role in detecting burnt areas and active fires from regional to global scales. For this reason, information generated by Remote Sensing about the areas affected by fires is essential to better understand the factors that drive the activity of fire, as well as its relevance to assist in its management. This article presents an analysis of the accuracy of mapping forest fires in four Brazilian Indigenous Lands: Areões-MT, Bacurizinho - MA, Pimentel Barbosa -TO and Xerente -TO using data from the Landsat-8 satellite and the Decision Tree Classification Method, based on the Surface Temperature (TS) and the NBR index (Normalized Firing Index). A strong relationship was found between the parameters (TS and NBR), with a correlation above 0.7 and high values of separability coefficient ($JM - Distance$) of burnt and unburnt areas. After the comparison with the official reference perimeters of the burnt area, a moderate performance in the thematic quality of the maps was obtained, with global accuracy around 90%, but low values of Kappa coefficient and errors of omission and commission varying between (74 ~ 92%). Finally, the classification implemented showed a viable alternative to further improve the techniques for detecting burnt areas already existing by Earth observation satellites in legally protected areas.

Keywords: Indigenous lands, Mapping, Forest Fires.

Silva Júnior J, A., Moraes, V. S (2020). Análise de Acurácia para o Mapeamento de Incêndios Florestais em Terras Indígenas Brasileiras Utilizando Classificação por Árvore de Decisão Baseados em Imagens OLI 0,85 - 11,0 μ m. **Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto.**, v.1, n.3, p.12-28.



1. Introdução

Neste O Cerrado é uma região tropical diversa, bioma tipo savana, mas altamente ameaçada, cobrindo mais de 2 milhões de km² que representam aproximadamente 24% da área total do Brasil. O manejo do fogo é uma questão importante no Brasil Cerrado, pois tanto fogos de alta intensidade quanto fogo completo podem reduzir a biodiversidade nesse bioma. Na verdade, a compreensão dessas duas variáveis sobre a função do ecossistema é fundamental para um satisfatório estabelecimento de políticas públicas com foco em recursos naturais e gestão (Arruda et al., 2018).

Nos últimos anos, as Terras Indígenas Brasileiras vêm sofrendo devastação ambiental e alta frequência de focos de calor causadas por incêndios florestais, principalmente na região norte e centro-oeste do país, destruindo aldeias, plantações e levando os povos nativos a internações por problemas respiratórios. Portanto, mapear e avaliar a qualidade do mapeamento de distribuição de áreas de incêndio florestal pode ajudar na compreensão dos fatores espaciais que afetam a qualidade de vida dos povos indígenas e orientar o desenvolvimento futuro em seus territórios (Paiva, 2019).

A aplicação de imagens de satélite ao mapeamento de áreas queimadas em terras indígenas tem uma forte ligação com estudos de sensoriamento remoto, além de ainda ser um tópico ativo de pesquisa que emprega técnicas avançadas de geoestatística, métodos de classificação digital de imagens e análises espaço-temporais (Chuvieco; Mouillot, 2019).

Os índices espectrais têm recebido bastante atenção, devido a sua simplicidade conceitual e ao seu bom desempenho computacional, que reduz o tempo de processamento e elimina a subjetividade da interpretação visual de áreas queimadas (Veraverbeke et al., 2011). Dessa forma, índices específicos para a detecção de áreas queimadas foram propostos, porém o índice NBR e a sua respectiva diferença pré e pós-fogo (dNBR) são os mais utilizados. Além dos inúmeros índices espectrais, segundo (Maffei, Alfieri e Menenti, 2018), áreas atingidas por incêndios florestais também podem ser detectadas por medições de satélite no infravermelho térmico, o que tem sido amplamente utilizado no desenvolvimento de metodologias baseadas na recuperação por satélite da Temperatura da Superfície (TS). Na verdade, várias abordagens usam a TS em associação com índices espectrais ópticos para construir sistemas semi-automáticos de classificação de áreas queimadas, usados para quantificar a gravidade da queimada.

Embora as relações entre as áreas atingidas por incêndios florestais e os valores de NBR e TS pareçam bastante claras, poucos estudos os exploraram. Há indícios de que a inclusão de informações térmicas em índices espectrais para mapeamento de severidade melhora seu desempenho (Harris, Veraverbeke e Hook, 2011). Na relação pós-incêndio, a TS e NBR foi avaliada por (Veraverbeke et al., 2012), usando imagens MODIS por um período de dois anos após o incêndio, detectando valores negativos de NBR com o aumento da TS pós-incêndio de até 8,4° C para uma floresta de coníferas. No entanto, as imagens Landsat podem ser especialmente adequadas, porque tanto o NBR quanto a TS em áreas queimadas podem ser estimados em uma resolução espacial mais detalhada.

Este artigo mostra a aplicação da técnica de classificação de imagens utilizando a Temperatura da Superfície (TS) e o índice NBR (Taxa de Queima Normalizada), com a finalidade de avaliar a qualidade do mapeamento implementado por meio da comparação com o perímetro de referência espacial fornecido pelo Banco de Dados de Queimadas do INPE (Instituto Nacional Pesquisas Espaciais - BDQueimadas).

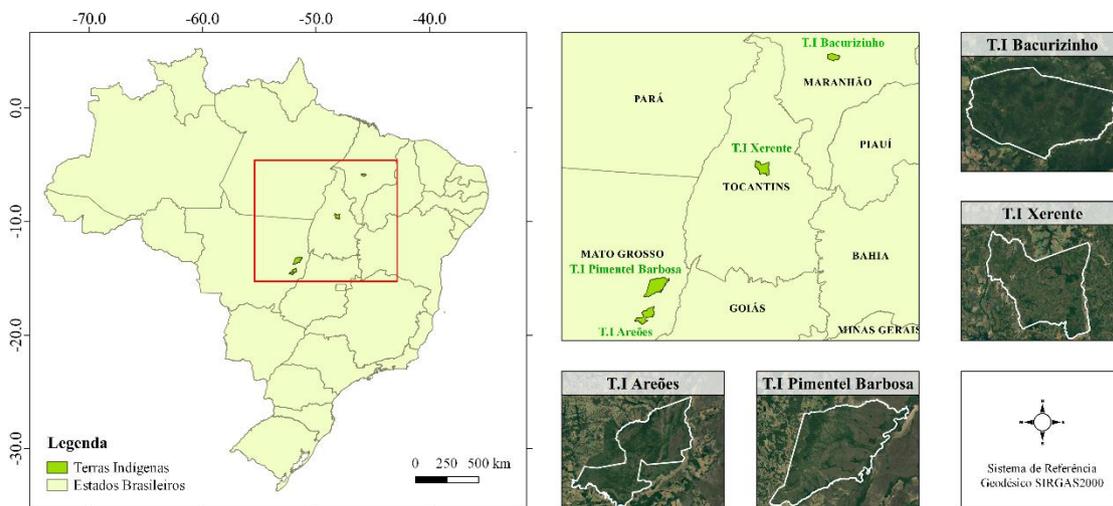
2. Material e Método

2.1 Área de estudo

As áreas de estudo concentram-se em quatro Terras Indígenas do Cerrado Brasileiro, nas quais são a Areões, Bacurizinho, Pimentel Barbosa e Xerente (Fig.1). A Terra Indígena de Areões é uma reserva natural

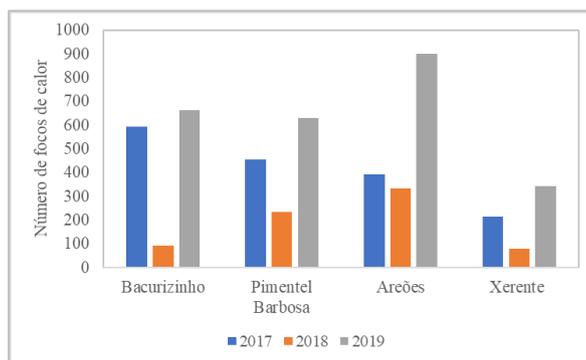
indígena brasileira, localizada no estado do Mato Grosso habitado pelos povos Xavantes. A reserva foi demarcada em 1996 e homologada a 2 de outubro deste mesmo ano. A Terra Indígena Bacurizinho localiza-se no sul do Estado do Maranhão e sua situação oficial de reconhecimento encontra-se homologada segundo o Decreto 88.600 - 10/08/1983. A Terra Indígena Pimentel Barbosa localiza-se no Estado do Mato Grosso com extensão de 329000 hectares e predominância de vegetação Savânica. Já a Terra Indígena Xerente localiza-se no estado do Tocantins (Fig. 1) e possui 167925,96 hectares e encontra-se em situação homologada por Decreto 97.838 - 19/06/1989 (FUNAI, 2011).

Figura 1 – Localização das Terras Indígenas em estudo.



De acordo com o Projeto Radam Brasil (1983), a principal vegetação de ambos os territórios indígenas é classificada como Savana Arborizada, com ou sem mata ciliar e o tipo de clima é tropical. A seleção dessas áreas de estudo levou em consideração as terras indígenas com alta frequência de focos de calor, dessa forma, foi identificado através dos dados do BDQueimadas que no leste de Mato Grosso e na parte centro-norte do Cerrado, regiões com densidade considerável de focos de calor sobrepostos às terras indígenas existentes. A figura 2 mostra o número total de focos de calor nas Terras Indígenas Areões, Bacurizinho, Pimentel Barbosa e Xerente nos anos de 2017, 2018 e 2019.

Figura 2 - Número de focos de calor detectados pela série de satélites Terra, Aqua, GOES, ATSR, NOAA, NSG e TRMM nas terras indígenas em estudo no ano de 2017, 2018 e 2019 (Fonte: INPE).



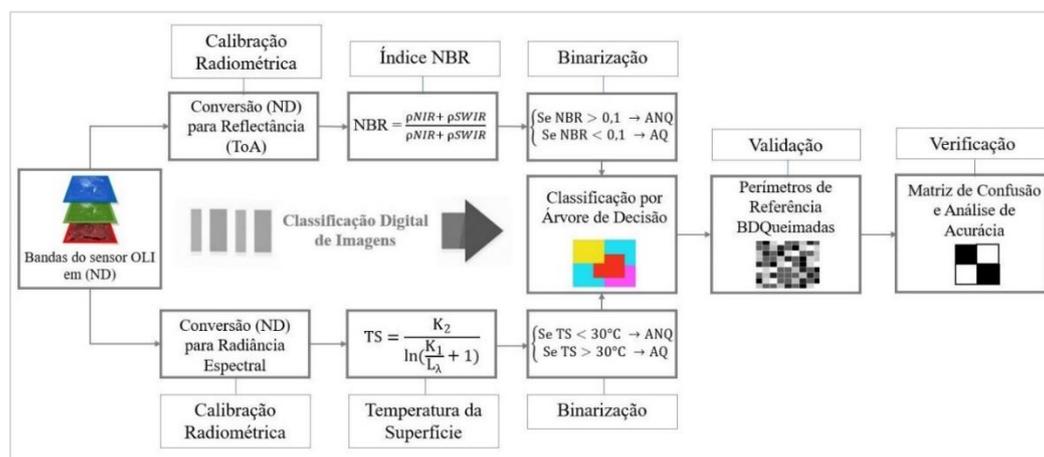
2.2 Pré processamentos das imagens Landsat-8

Para este trabalho foi utilizado quatro cenas dos sensores OLI (Operational Land Imager) e TIRS (Thermal Infrared Sensor) do satélite Landsat-8 de Nível 1 de processamento disponibilizadas pela plataforma Earth Explorer (<https://earthexplorer.usgs.gov/>). A Tabela 1 resume a órbita/ponto e a data de cada cena. As ações básicas realizadas para o desenvolvimento do procedimento são discutidas nos parágrafos a seguir e representadas no fluxograma (Fig. 3).

Tabela 1 – Órbita ponto e data das imagens OLI utilizadas

T.Is	Órbita/Ponto	Data das imagens
Areões	224/70	17 de setembro de 2019
Bacurizinho	221/64	26 de setembro de 2017
Pimentel Barbosa	226/69	17 de setembro de 2019
Xerente	222/67	07 de setembro de 2019

Figura 3 - Fluxograma da metodologia.



2.3 Temperatura da Superfície (TS)

Os dados do Landsat-8 Nível-1 foram redimensionados para refletância e / ou radiância do Topo da Atmosfera (ToA), usando coeficientes de redimensionamento radiométrico fornecidos no arquivo de metadados que é entregue com o produto Nível-1. O arquivo de metadados também contém as constantes térmicas necessárias para converter os dados da banda térmica em temperatura de brilho ToA. As imagens em escala de Número Digital (ND) de banda reflexiva podem ser convertidas em refletância ToA usando os coeficientes de reescalonamento:

$$\rho_{\lambda} = \frac{M_{\rho} Q_{cal} + A_{\rho}}{\sin(\theta)} \quad (1)$$

Onde ρ_{λ} é a imagem de (ToA) refletância planetária no Topo da Atmosfera (ToA) com a correção para o ângulo solar θ , o M_{ρ} é o fator de reescalonamento multiplicativo específico de banda a partir dos

metadados. O A_p é o fator de reescalonamento aditivo específico de banda dos metadados e o Q_{cal} é a imagem quantizada e calibrada de valores de pixel no formato de Número Digital (DN).

O satélite Landsat-8 bordo do sensor TIRS fornece imagens referentes às faixas espectrais do infravermelho termal (TIR), entre elas a banda 10 (10,6 – 11,19 μ m) e a banda 11 (11,5 – 12,5 μ m), que retornam à Temperatura da Superfície (TS). A banda 11 não foi usada para estimar a (TS), uma vez que a análise quantitativa dessa banda não é recomendada devido a grandes incertezas na calibração, dessa forma foi utilizada apenas a banda 10. As imagens adquiridas pelo sensor TIRS foram inicialmente distribuídas na escala Kelvin ($^{\circ}$ K), mas foram convertidas com a informação de temperatura da superfície terrestre na escala de Grau Celsius ($^{\circ}$ C). Os dados Landsat Nível 1 podem ser convertidos em radiância espectral ToA usando os fatores de reescalonamento de radiância no arquivo MTL:

$$L_{\lambda} = M_L Q_{cal} + A_L \quad (2)$$

Onde L_{λ} é a imagem de radiância espectral em (Watts / (m²* srad * μ m)), o M_L é o fator de reescalonamento multiplicativo específico de banda dos metadados e o A_L é o fator de reescalonamento aditivo específico de banda dos metadados. Por fim, o Q_{cal} é a imagem quantizada e calibrada de valores de pixel no formato de Número Digital (DN). Os dados da banda térmica podem ser convertidos de radiância espectral para o topo da temperatura de brilho da atmosfera usando as constantes térmicas no arquivo MTL:

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\lambda}} + 1\right)} \quad (3)$$

Onde TS é Temperatura da Superfície do Topo da Atmosfera (ToA) na escala Kelvin (K) e L_{λ} é a imagem de radiância espectral ToA em (Watts / (m²* srad * μ m)). O K_1 é a Constante de conversão térmica específica de banda dos metadados e o K_2 é a constante de conversão térmica específica da banda dos metadados.

2.4 Índice de Queima Normalizada (NBR)

O índice NBR, proposto por (Key e Benson, 1999), foi projetado para destacar as áreas queimadas e estimar a severidade do fogo e é amplamente utilizado para quantificação espacial da vegetação queimada. Este índice é calculado a partir dos canais espectrais do infravermelho próximo (ρ NIR) e infravermelho de ondas curtas (ρ SWIR) referente a banda 5 (0,85 - 0,88 μ m) e 7 (2,1 - 2,2 μ m) do sensor OLI, respectivamente, como mostrado na eq (1).

$$NBR = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR}} \quad (4)$$

A vegetação pós-fogo tem uma refletância infravermelha (ρ NIR) muito baixa e uma refletância alta na porção infravermelha de ondas curtas do espectro (ρ SWIR). Dessa forma, um valor NBR alto indica vegetação saudável, enquanto um NBR com valores próximos a 0 ou negativo, e indica cobertura terrestre afetada por queimadas ou recentemente queimadas.

2.5 Análise de Separabilidade (JM – Distance)

A separabilidade estatística de índices espectrais e estimativas do sensoriamento remoto de cada par em todas as classes pode ser medida quantitativamente pela distância média entre as distribuições de densidade de

classe de pares ou histogramas (Thomas et al., 1987) dos valores de cada índice. A distância de Jeffries-Matusita (JM *distance*) é comumente utilizada em Sensoriamento Remoto (Liu et al., 2020; Arvor et al., 2011; Carneiro; Ferreira; Volotão, 2020). A distância JM foi sugerida como mais confiável nas medições de separabilidade, adequando-se para classes principais menos homogêneas (Thomas et al., 1987). Portanto, foi escolhido a distância JM para indicar a separabilidade entre o par de classes de área queimada e não queimada. A distância JM é calculada como:

$$JM = 2(1 - e^{-B}), \tag{4}$$

Onde B é a distância Bhattacharyya:

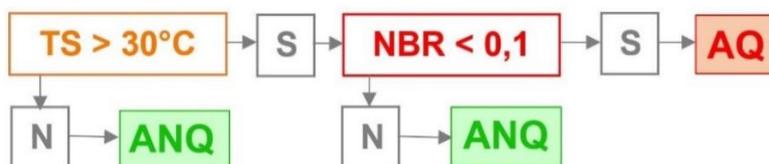
$$\frac{1}{8}(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_j)^T \left(\frac{\boldsymbol{\Sigma}_i + \boldsymbol{\Sigma}_j}{2}\right)^{-1} (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_j) + \frac{1}{2} \ln\left(\frac{|\boldsymbol{\Sigma}_i + \boldsymbol{\Sigma}_j|}{\sqrt{|\boldsymbol{\Sigma}_i| \cdot |\boldsymbol{\Sigma}_j|}}\right), \tag{5}$$

Onde, para as classes *i* e *j*, $\boldsymbol{\mu}$ é o vetor médio dos valores de refletância, e $\boldsymbol{\Sigma}$ é a matriz de variância-covariância. A distância JM varia de 0 (completamente inseparável) a 2 (completamente separável), com um valor maior indicando um maior grau de separabilidade entre as duas classes. Neste estudo, a distância JM foi calculada para as combinações de áreas queimada e não queimada para cada T.I do índice NBR e Temperatura da Superfície.

2.6 Classificação por Árvore de Decisão

Para este trabalho foi implementado uma classificação por Árvore de Decisão (Fig.4) baseada em limiares pré-definidos do NBR e TS, para o mapeamento de áreas queimadas e não queimadas nas respectivas terras indígenas em estudo.

Figura 4 - Esquema da classificação de áreas queimadas a partir do índice NBR e TS.



Segundo (Smiraglia et al., 2020) o procedimento utilizado a partir desse método de classificação não supervisionada pode ser usado em uma fase de treinamento para avaliar o desempenho do mapeamento gerado por índices espectrais e temperatura da superfície em um grande conjunto de casos de incêndio florestal para os quais um mapa de referência esteja disponível. E, assim, com a integração desses mapas é possível obter um produto cartográfico mais preciso, equilibrando os erros e otimizando a precisão geral.

2.7 Validação da área queimada

Os dados de referência espacial de áreas queimadas foram disponibilizados gratuitamente pelo Sistema de Monitoramento de Queimadas do INPE, através da plataforma BD Queimadas (<http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>), em formato shapefile nas mesmas datas das cenas utilizadas. Os dados são distribuídos em polígonos vetoriais georreferenciados representando as estimativas das cicatrizes das áreas queimadas geradas a partir de imagens de resolução espacial 30 metros.

2.8 Análise de Acurácia

A qualidade de um mapa temático proveniente de dados de Sensoriamento Remoto é geralmente avaliada com base em uma comparação sistemática com outros mapas também derivados de Sensoriamento Remoto (Pereira et al., 2017). Segundo (Story; Congalton, 1986), a avaliação da qualidade é geralmente realizada com base em medidas de verificação derivada da Matriz de Confusão. Essa abordagem é a forma mais comum de avaliar a precisão temática de um mapa.

Neste contexto, foi avaliada a comparação e análise em pixels da qualidade dos mapas de áreas queimadas, obtidos pela classificação por Árvore de Decisão utilizando dados oficiais. A Tabela 2 ilustra uma Matriz de Contingência de categoria binária considerando apenas as classes queimadas e não queimadas, adotando a mesma suposição simplificadora de (Padilla, Stehman e Chuvieco, 2014), com a qual se assume que as proporções de concordância e discordância observadas sobre as áreas mapeadas do conjunto de dados de validação são as mesmas para as áreas não mapeadas.

Tabela 2 - Matriz Contingência para os pixels classificados como queimados vs. não queimados em uma determinada região de estudo.

		Referência		
		Queimado	Não Queimado	Total
Classificado	Queimado	VP	FN	VP + FN
	Não Queimado	FP	VN	FP + VN
Total		VP + FP	FN + VN	VP + FN + FP + VN

Os dados de referência (verdadeira classe) serão referidos como positivos ou negativos. Se a instância for positiva e for classificada como positiva, ela será contada como um verdadeiro positivo (VP); se for classificada como negativo, será contabilizado como falso positivo (FN). Por outro lado, se a instância for negativa e for classificada como negativa, será contada como verdadeira negativa (VN); se for classificada como positivo, será contabilizado como falso negativo (FP). As matrizes de confusão têm como objetivo determinar a probabilidade de detecção nos diferentes tamanhos de frações da área queimada no local de estudo. Isso explica o erro inerente às áreas queimadas devido à diferença entre o produto de referência e as resoluções entre as imagens do sensor. Diante disso, o método de classificação implementada é avaliado por meio de parâmetros estatísticos tais como o Erro de Omissão (EO) (Eq.5), o Erro de Comissão (CE) (Eq.6), Acurácia Global (OA) (Eq.7) e o Coeficiente Kappa (Kp) (Eq. 8).

O Erro de Omissão (EO) está relacionado à precisão do usuário, ou seja, quando não atribuída a classe de presença de área queimada em uma característica. Definido por:

$$EO = FP/(VP + FN) \quad (6)$$

O Erro de Comissão (CE) está relacionado à precisão do produtor, ou seja, quando uma característica é atribuída a uma classe de área queimada à qual ela realmente não pertença. Definido por:

$$EC = FN/(VP + FN) \quad (7)$$

A Precisão Geral (AG) é definida como a fração de pixels corretamente classificada como queimada ou não queimada (Libonati et al., 2015).

$$AG = (VP + FN)/(VP + FN + FP + VN) \quad (8)$$

O Coeficiente Kappa (Kp) expressa a medida da diferença entre a concordância dos dados de referência e a classificação automática, assim como a probabilidade de concordância entre os dados de referência e a classificação aleatória. Conceitualmente, o Coeficiente Kappa (Kp) pode ser definido por:

$$Kp = (2 * (VP + FN) - (FP * FN))/t \quad (9)$$

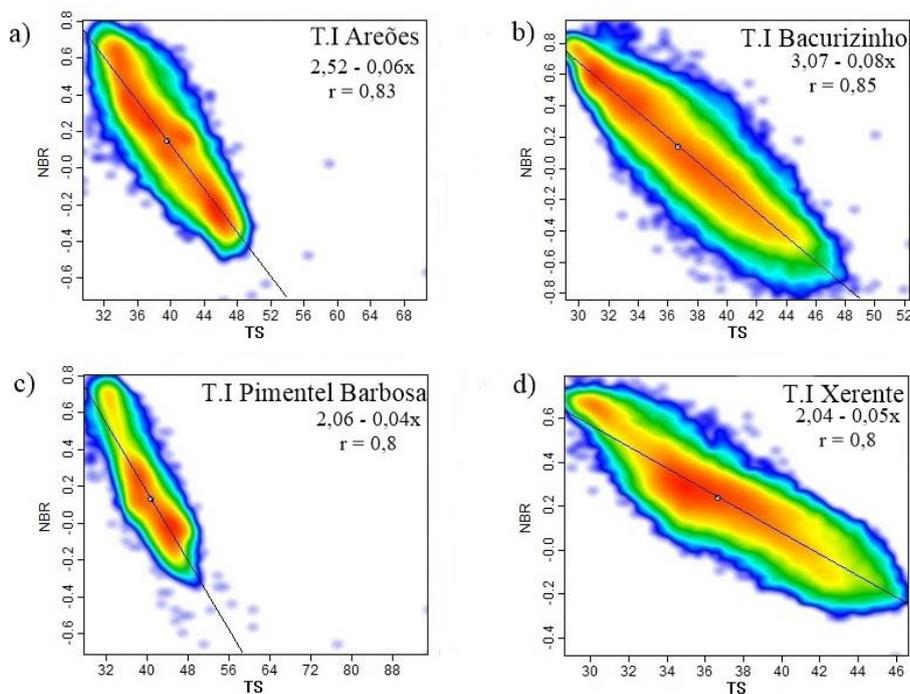
Onde t é $VP * FP + VP * FN + 2 * (VP * VN) + FP^2 + FP * VN + FN^2 + FN * VN$. O Erro de Omissão (EO) e o Erro de Comissão (EC) variam em uma escala reversa de (0 - 100%), em que os valores mais baixos são as melhores estimativas. A Acurácia Global (AG) e o Coeficiente Kappa (Kp), os maiores valores são as maiores estimativas.

3. Resultados e Discussão

3.1 Regressão Linear NBR vs TS

A Figura 5 mostra a análise de regressão linear entre os dados de NBR e TS, fornecendo uma linha de regressão (expressa com a inclinação (a) e as estimativas do coeficiente de interceptação) e o Coeficiente de Correlação (r) para cada T.I.

Figura 5 - Análises de regressão linear simples entre o índice NBR e a TS nas T.Is a) Areões b) Bacurizinho c)Pimentel Barbosa e d) Xerente.



De acordo com a Figura 5, as inclinações apresentaram valores baixos ($a < 1$) e altos coeficientes de

correlação ($r > 0,7$), mostrando que os parâmetros de NBR e TS indicam um bom nível de previsão. As inclinações negativas apontam uma relação inversa entre os parâmetros, sendo assim, quando a temperatura da superfície aumenta os valores do índice NBR diminuem e vice versa. As T.Is Areões, Bacurizinho e Pimentel Barbosa apresentaram uma pequena densidade de outliers, com valores de TS elevados ($TS > 40^{\circ}\text{C}$) e NBR variando entre (0,2 ~ -0,8), podendo ter relação com pixels de fogo ativo presentes nas imagens ou ruídos nas bandas do infravermelho médio (SWIR) e na banda térmica, comumente encontradas em cenas Landsat (Ren et al., 2014). Já as T.Is Xerente e Bacurizinho, apesar do alto coeficiente de correlação, mostraram-se por uma distribuição de densidade de pixels bastante dispersos em torno da linha regressão.

Os efeitos do uso do solo foram encontrados em análises na T.I Pimentel Barbosa e Areões, é possível observar um comportamento diferente em relação aos gráficos de regressão das outras T.I's, onde partes dos valores positivos (ou próximos a zero) de NBR estão relacionados a TS acima de 40°C . Este comportamento está relacionado a data do imageamento da cena correspondente ao verão no bioma Cerrado, pois vários elementos do uso do solo, foram expostos à luz solar e baixo volume de chuvas por longos períodos, elevando assim, a sua temperatura. E além disso, a heterogeneidade superficial das áreas atingidas pelo fogo, mudanças na umidade do solo, cinzas de cor mais clara e o nível de carbonização da vegetação depois enegrecida, resultam em um aumento na variabilidade térmica pós-fogo e nos valores de refletância na faixa do infravermelho recebida pelo satélite. Em estudos de (Yuvaraj, 2020) e (Deng, Wang, Bai, 2018) a partir de dados MODIS e OLI, sinalizaram sobre os impactos do uso do solo e a topografia na intensificação direta na temperatura da superfície em imagens de sensoriamento remoto, mesmo naquelas cenas de resolução espacial mais grossa.

3.2 Análise de Separabilidade JM-Matusita

Um índice espectral que apresenta boa separabilidade é aquele em que os valores entre as queimadas e os diferentes alvos sejam distintos. Valores iguais podem confundir classificadores automáticos, provocando erros no mapeamento (Pereira et al., 2016). A avaliação da separabilidade estatística através da distância JM entre a área queimada e não queimada é mostrado na Tabela 3, para o índice NBR e a Temperatura da Superfície. A finalidade desta análise é verificar o nível de alteração nos pixels de NBR e TS nas áreas indígenas afetadas por incêndios florestais baseado nos limiares estabelecidos na Árvore de Decisão mostrado na Figura 4.

Tabela 3 - Separabilidade estatística (JM) em termos de sua capacidade para a discriminação de área queimada e não queimada no índice NBR e Temperatura da Superfície nas T.I's Areões, Bacurizinho, Pimentel Barbosa e Xerente.

T.I	Separabilidade JM - Matusita	
	NBR	TS
Areões	2,0	1,84
Bacurizinho	2,0	1,94
Pimentel Barbosa	1,61	1,76
Xerente	1,87	1,82

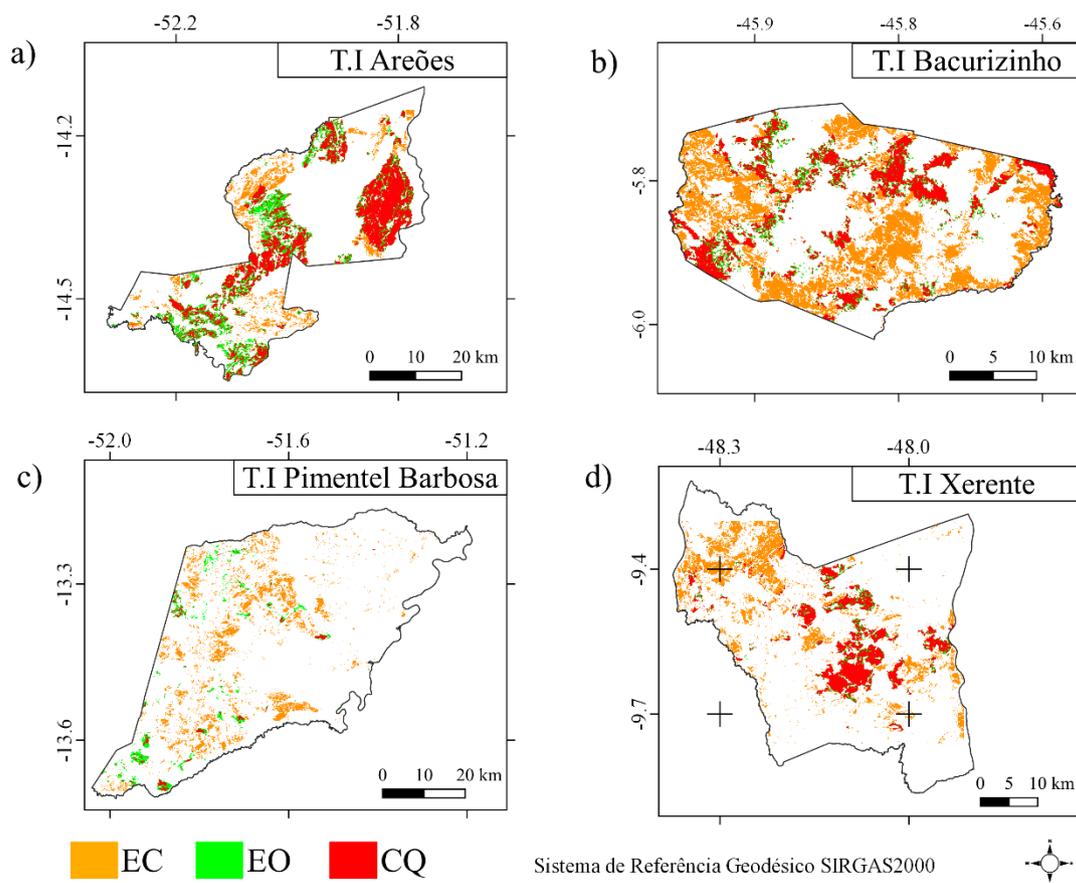
Em relação ao índice de separabilidade (JM), a Tabela 3 mostra que ambos os parâmetros apresentaram um alto poder discriminante para as quatro áreas de estudo, porém o índice NBR foi o parâmetro que apresentou o maior poder discriminante para as T.I's Areões e Bacurizinho. Já Temperatura da Superfície apresentou exclusivamente o maior valor de separabilidade para a T.I Pimentel Barbosa. A T.I Xerente não

mostrou variações significativas de separabilidade entre os parâmetros, embora, assim como as outras T.Is, apresentou valores altos de separabilidade, demonstrando a sensibilidade do que o índice NBR e a TS na detecção de áreas queimadas.

3.3 Erro de Omissão (EO) e Comissão (EC)

A Figura 6 mostra a distribuição espacial de pixels omissos (EO), comissionados (EC) e corretamente classificados como área queimada (CQ) resultante da classificação por Árvore de Decisão comparada com os perímetros oficiais nas T.I's Areões, Bacurizinho, Pimentel Barbosa e Xerente,.

Figura 6 - a) Distribuição espacial de pixels de (EC) e (EO) nas T.I's a) Areões e b) Bacurizinho c) Pimentel Barbosa e d) Xerente.



Visualmente os mapas mostram que os EC se sobressaíram aos EO, e bastante destruído em ambas as áreas de estudo, porém menos significativo na T.I Areões em relação às outras T.I's. A T.I Pimentel Barbosa apresentou o menor desempenho de qualidade na classificação, com diferença percentual em área queimada de 75% em relação aos perímetros de referência, além da alta estimativa de erro de comissão (92%) e de omissão (74%). Ainda, cerca de 247,80 Km² foram erroneamente classificadas como área queimada e 58,7 Km² não foram classificadas na sua devida atribuição de presença. Enquanto a T.I Areões classificou corretamente 72% da área queimada, resultando no melhor índice Kappa do conjunto em análise (0,6),

enquanto as outras T.I's apresentaram valores abaixo de (0,4) conforme a Tabela 4. As causas para o menor desempenho na T.I Pimentel Barbosa pode estar relacionado a alta frequência de áreas pequenas e irregulares não queimadas dentro de grandes manchas queimadas, que podem levar a um aumento nos erros de comissão, especialmente para algoritmos de alta sensibilidade conforme apontado por (Padilla et al., 2015).

Além disso, esses resultados também tem relação com a baixa distribuição de feições de áreas queimadas maiores e mais compactas, que em muitos casos, apresentam melhor detectabilidade e a diminuição de Erros de Omissão como visto em (Zhu et al., 2017). A T.I Bacurizinho apresentou a segunda maior estimativa de EC (65%), ou seja, cerca de 193,5 Km² foram incorretamente classificadas com área queimada, porém apresentou a segunda menor estimativa de EO (25%) (Tabela 4). Vale observar que a T.I Bacurizinho está localizada numa área de transição entre os biomas Cerrado e Amazônia, e por isso, há uma complexibilidade optica dos elementos da paisagem, causando inconsistências espectrais com a verdade em campo, como já observado em estudos anteriores nesses biomas (Pereira et al., 2017; Santana, 2019), além das constantes ações antrópicas nos ocupação do solo dos territórios Xavantes e Guajajara, abordado em (Gomide e Kawakubo, 2005) e (Varga e Deursen, 2008). Essas afirmações corroboram com os estudos de (Santana et al., 2018) que mostrou que a detecção de incêndios é suscetível à interferência de variações fenológicas, oscilação dos ciclos de cultivo e mudanças no uso do solo, e esse é um dos principais desafios em análises de incêndios florestais.

Os pixels de EC mostraram-se bastante distribuídos em toda T.I Xerente, sem indicação de um padrão de dimensão espacial, enquanto os pixels de EO foram detectados com maior frequência nas bordas dos polígonos de feições corretamente classificadas de espacialização acima de 8 Km². Mas segundo (Mouillot et al., 2014), pixels de EO encontrados nas bordas de áreas queimadas não podem ser estritamente vistos como alarmes falsos. Pois é aceitável um determinado nível de EC e EO, desde que ambos sejam semelhantes. Já a T.I Areões, apresentou as menores estimativas de erro de comissão (26%), Omissão (34%) e uma dispersão de 44% em relação ao mapa de referência enquanto a T.I Bacurizinho foi de (56%), Pimentel Barbosa de (57%). A T.I Xerente mostrou-se uma maior distribuição de pixels corretamente classificados na parte central da área, em particular, com uma diferença percentual de 56% em relação ao mapa de referência, além da alta estimativa de erro de comissão (60%), onde cerca de 191251 pixels foram superestimados como área queimada e 24939 pixels deixaram de ser classificados na sua atribuição de área queimada.

Tabela 4 - Estimativas de acurácia global e Coeficiente Kappa gerados após a análise de acurácia.

T.I	EC (%)	EO (%)	AG (%)	Kp
Xerente	60	20	90	0,51
Pimentel Barbosa	92	74	91	0,1
Bacurizinho	65	25	81	0,37
Areões	26	34	94	0,6

No geral, os mapas apresentaram boas estimativas de Acurácia Global e baixos valores de coeficiente Kappa. Esses altos valores de AG também estão relacionados a classificação correta de áreas não queimadas e por isso, este parâmetro precisa ser visto com maior atenção e não deve ser usado como único parâmetro de qualidade temática. Por outro lado, a resolução espacial pode ser fator importante nas medições de precisão podendo gerar altos valores de AG, uma vez que o produto de validação utilizado (aq30m) também possui a mesma resolução espacial que os perímetros de área queimada gerados pela classificação por Árvore de Decisão (Boschetti, Stehman, Roy, 2016). Os valores moderadamente baixos de coeficiente Kappa resumido na Tabela 4, mostram uma incapacidade de aderência contínua com os dados de referência para a classe de presença, causada pela sensibilidade aos pixels de alarmes falsos e omissos mostrados nos mapas da Figura 6. Embora é importante levar em conta que a estatística Kappa funciona melhor quando tem mais classes (Muñoz,

2016; Congalton e Green, 2002) e possui limitações relacionadas à precisão e redundâncias quando se mede a acurácia global (Ye et al., 2018) como também encontrado em abordagens em incêndios florestais (Llorens., 2021).

No Brasil, estudos recentes obtiveram bons resultados com a aplicação de índices espectrais e a Temperatura da Superfície para a discriminação de áreas queimadas, como encontrados em (Libonati et al., 2015), que obtiveram valores de acurácia global e erros de omissão e comissão acima de 50% em comparações entre dados do satélite Landsat e modelos globais de área queimada (MCD64A1) e (MCD45A1) no Bioma Cerrado. E em (Santos et al., 2020) onde os autores mostraram boas estimativas de acurácia global, com valores acima de 95%, entretanto baixos valores de EC e EO utilizando dados VIIRS em áreas queimadas no Cerrado. Já os valores de EC e EO foram compatíveis com os estudos de validação de áreas queimadas por sensores orbitais encontrados em (Santos, 2019) apresentando maiores valores de EO em relação ao EC no bioma Cerrado e (Padilla et al., 2014) obteve a um coeficiente Kappa menor em savanas (Cerrado) na comparação com florestas tropicais.

O uso de índice NBR e a Temperatura da Superfície obtida pelos dados do satélite Landsat-8 demonstraram ser eficientes parâmetros de entrada para o mapeamento de áreas queimadas, mesmo apresentando valores de EO e EC consistentes. Isso pode ser explicado devido à maior sensibilidade espectral das faixas espectrais do infravermelho próximo, médio e termal em áreas queimadas, cuja resposta espectral é similar às vegetações prontamente incendiadas. Embora as evidências apoiem hipótese de que a temperatura da superfície mais elevada está associada a um aumento da ocorrência de incêndio, nenhuma relação desse tipo foi investigada anteriormente em relação à área queimada ou à duração do fogo. (Key e Benson, 1999) e (Storey; West; Stow, 2021) em estudos utilizando imagens ETM+ e OLI, enfatizaram a habilidade de separar as áreas queimadas com o índice NBR, além de serem amplamente utilizados na literatura para detecção de áreas queimadas e severidade de incêndios, embora possa apresentar limitações em feições de baixo albedo, que aqui não foram identificadas.

Como mostrado nos gráficos de regressão (Figura 5), houve uma considerável presença de valores positivos de NBR atrelados a valores de temperatura da superfície acima de 30°C, dessa forma, ressalta-se que, para estudos futuros, a escolha de um limiar de binarização mais rigoroso neste parâmetro separa feições na superfície de anomalia térmica bem como sua relação com o uso e ocupação do solo na área de estudo. E isso é importante, pois a informação do índice NBR e a temperatura da superfície podem ser usadas para definir funções de probabilidade adaptadas à variação espaço-temporal da atividade do fogo com altos valores de separabilidade estatística como foi mostrado na Tabela 3.

Os valores de coeficiente Kappa bem como os erros de omissão e comissão não foram o esperado, porém vale salientar que o produto de referência utilizado nesta pesquisa, é baseado em índices espectrais que contém faixa do visível (Melchiori, 2014), que por sua vez, possui baixa separabilidade espectral em áreas queimadas como demonstrado em estudos no Cerrado (Pereira et al., 2016) e no mundo (Lasaponara, 2006) e (Schepers et al., 2014), além de inconsistências encontradas em polígonos de corpos d'água. Dessa forma, a tentativa de determinar as regiões queimadas por limiares de pré-definidos de NBR e TS pós-incêndio, sugerem resultados de área queimada mais próximos possíveis da realidade. Por fim, apesar da temperatura da superfície ser correspondente ao horário do imageamento dos alvos terrestres pelos sensores orbitais, sua integração com o índice NBR amplia a capacidade de detecção de áreas queimadas de forma ágil e consistente. Assim, no sentido de delimitação do perímetro de incêndio, este artigo conclui que Landsat-8 NBR e TS, é uma boa alternativa para a classificação de áreas queimadas causadas por incêndios florestais, especialmente quando há necessidade de detectar detalhes dentro do incêndio (resultados com maior resolução espacial funcionam ligeiramente melhor do que resultados com maior resolução temporária).

4. Conclusão

Este artigo demonstrou o uso do Sensoriamento Remoto para fornecer dados espaciais e informações sobre os sinais de detecção de mudanças e degradação da biodiversidade da flora, pós-evento de incêndio, em quatro terras indígenas brasileiras, podendo ser útil para gestores de áreas protegidas. Uma vez que o monitoramento contínuo dessas áreas é fundamental para a delimitação territorial e na sua relação perante as ameaças externas (ou seja, desmatamento, incêndios, pecuária, etc.). E, além disso, esses dados podem ser utilizados de forma estratégica para as políticas governamentais, através do planejamento de ferramentas de rastreamento do uso do solo e a compreensão da dinâmica espacial de eventos extremos, com maior periodicidade temporal possível.

Os resultados encontrados através das estimativas de NBR e TS através da separabilidade JM, permitiu treina-lo como o limiar adaptativo para identificação de áreas queimadas. Dessa forma, esta estatística pode ser usada para estabelecer qual o índice espectral bem como o seu valor limite deve ser o mais apropriado abrindo caminho para um novo paradigma de desenvolvimento operacional de algoritmos não supervisionados para o mapeamento de áreas queimadas. Aqui, a metodologia adotada foi baseada em limiarizações automáticas desenvolvida através da distribuição espacial do índice NBR e TS, e seus limites de separação de áreas queimadas e não queimadas, independente das condições do local.

5. Referências

Arellano, J.A.S. Vega, F. Rodríguez y Silva, C. Fernández, D. Vega-Nieva, J.G. Álvarez-González, A.D. Ruiz-González Validación de los índices de teledetección dNBR y RdNBR para determinar la severidad del fuego en el incendio forestal de Oia-O Rosal (Pontevedra) en 2013. **Revista de Teledetección** (49) (2017), pp. 49-61

Arruda; Filipe Viegas de et al (2018). Trends and gaps of the scientific literature about the effects of fire on Brazilian Cerrado. **Biota Neotrop.**, Campinas, v. 18, n. 1, 2018. <https://doi.org/10.1590/1676-0611-bn-2017-0426>.

Arvor Damien, Milton Jonathan, Margareth Simões Penello Meirelles, Vincent Dubreuil & Laurent Durieux (2011) Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of Mato Grosso, Brazil, **International Journal of Remote Sensing**, 32:22, 7847-7871, doi: 10.1080/01431161.2010.531783

BDQueimadas (INPE) (2020). **Banco de Dados de Queimadas do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais**.

Boschetti L; Stehman S V.; Roy DP (2016) A stratified random sampling design in space and time for regional to global scale burned area product validation. **Remote Sensing of Environment**, Volume 186, 465–478. doi:10.1016/j.rse.2016.09.016.

Carneiro, G. F.; Ferreira, M. P.; Volotão, C. F. de S (2020). Multi-source remote sensing data improves the classification accuracy of natural forests and eucalyptus plantations. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 72, n. 1, p. 110-125. doi: 10.14393/rbcv72n1-50477

Chuvieco, E; Mouillot, F (2019). Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. **Remote Sensing of Environment**. Volume 225, p. 45-64. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>

Congalton, K. Green. **Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices**. CRC press (2002).

Deng, Y., Wang, S., Bai, X. et al. Relationship among land surface temperature and LUCC, NDVI in typical karst area. **Sci Rep** , 641 (2018). <https://doi.org/10.1038/s41598-017-19088-x>

Fundação Nacional do Índio (FUNAI) (2011). **Mapas Online**. Brasília. Disponível em: <http://mapas.funai.gov.br/i3geo/aplicmap/geral.htm?cc530692a68eb52426b3a69f45cc92a1#>

Gomide, M. L. C., & Kawakubo, F. S. (2005). Povos indígenas do cerrado, territórios ameaçados: terras indígenas Xavante de Sangradouro/ Volta Grande e São Marcos. **Agrária (São Paulo. Online)**, (3), 16-46. <https://doi.org/10.11606/issn.1808-1150.v0i3p16-46>

Harris, S.; Veraverbeke, S.; Hook, S (2011). Evaluating spectral indices for assessing fire severity in chaparral ecosystems (Southern California) using MODIS/ASTER (MASTER) airborne simulator data. **Remote Sensing**, 3, 2403–2419. doi: 10.3390/rs3112403

Key Ch; Benson NC (1999). Measuring and remote sensing of burn severity: the CBI and NBR. **In 'Proceedings Joint Fire Science Conference and Workshop**, Vol. 2'. (Eds LF Neuenschwander, KC Ryan) pp. 284. (University of Idaho: Moscow, ID).

Lasaponara, R. (2006). Estimating spectral separability of satellite derived parameters for burned areas mapping in the Calabria region by using SPOT-Vegetation data. **Ecological Modelling**, 196(1-2), 265–270. doi:10.1016/j.ecolmodel.2006.02.025

Libonati, R.; Dacamara, C.C.; Setzer, A.W.; Morelli, F.; Melchiori, A.E (2015). An Algorithm for Burned Area Detection in the Brazilian Cerrado Using 4 μm MODIS Imagery. **Remote Sensing**. Vol 7, p. 15782-15803. doi: <https://doi.org/10.3390/rs71115782>

Liu, H.; Zhang, F.; Zhang, L.; Lin, Y.; Wang, S.; XIE, Y (2020). UNVI-Based Time Series for Vegetation Discrimination Using Separability Analysis and Random Forest Classification. **Remote Sensing**. 12(3), 529; <https://doi.org/10.3390/rs12030529>

Llorens R, José Antonio Sobrino, Cristina Fernández, José M. Fernández-Alonso, José Antonio Vega, A methodology to estimate forest fires burned areas and burn severity degrees using Sentinel-2 data. Application to the October 2017 fires in the Iberian Peninsula, **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, Volume 95, 2021, 102243, ISSN 0303-2434, <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102243>.

Maffei, C.; Alfieri, S.M.; Menenti, M (2018). Relating Spatiotemporal Patterns of Forest Fires Burned Area and Duration to Diurnal Land Surface Temperature Anomalies. **Remote Sensing**. 10(11), 1777; doi:<https://doi.org/10.3390/rs10111777>

Melchiori, A. E. **Algoritmo Digital Automático para Estimar Áreas Queimadas em Imagens de Média Resolução da Região do Jalapão**. Relatório GIZ, São José dos Campos: 2014. 16 p.

Mouillot, F.; Schultz, M.G.; Yue, C.; Cadule, P.; Tansey, K.; Ciais, P.; Chuvieco, C Ten years of global burned area products from spaceborne remote sensing—A review: Analysis of user needs and recommendations for

future developments. **Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.** v 26, p. 64–79. (2014). doi: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.05.014>

Muñoz J.M.S. **Análisis de calidad cartográfica mediante el estudio de la matriz de confusión** Pensamiento Matemático, 6 (2) (2016), pp. 9-26. R.G.

Padilla, M.; Stehman, S.V.; Ramo, R.; Corti, D.; Hantson, S.; Olive, P.; Alonso-Canas, I.; Bradley, A.V.; Tansey, K.; Mota, B (2015). Comparing the accuracies of remote sensing global burned area products using stratified random sampling and estimation. **Remote Sensing of Environment**, v. 160, p. 114–121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.01.005>

Padilla M; Stehman S, V , Chuvieco E (2014). Validation of the 2008 MODIS-MCD45 global burned area product using stratified random sampling. **Remote Sensing of Environment**. v. 144, pp. 187 – 196. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.008>

Paiva Y, R, Y (2019). Burned area and fuel load mapping in a protected area situated in the Brazilian Cerrado, using linear spectral unmixing model. **In: Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Santos. Anais eletrônicos... São José dos Campos, INPE. ISBN: 978-85-17-00097-3

Pereira, A.A.; Pereira, J.M.C.; Libonati, R.; Oom, D.; Setzer, A.W.; Morelli, F.; Machado-Silva, F.; DE Carvalho, L.M.T (2017). Burned Area Mapping in the Brazilian Savanna Using a One-Class Support Vector Machine Trained by Active Fires. **Remote Sensing**. 9(11), 1161; <https://doi.org/10.3390/rs9111161>

Pereira, A. A.; Teixeira, F. R.; Libonati, R.; Melchiori, E. A.; Carvalho, L. M. T. Avaliação de índices espectrais para identificação de áreas queimadas no cerrado utilizando dados Landsat TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 8, 16 out. 2016.

Ren Huazhong, & Du, Chen & Liu, Rongyuan & Qin, Qimin & Yan, Guangjian & Li, Zhao-Liang & Meng, Jinjie. (2014). Noise Evaluation of early images for Landsat 8 Operational Land Imager. **Optics Express**. 22. 10.1364/OE.22.027270.

Santana, N C. **Dinâmica de incêndios florestais e alterações biofísicas na Amazônia e Cerrado brasileiros a partir de séries temporais de sensoriamento remoto**. 2019. 94 f., il. Tese (Doutorado em Geografia)—Universidade de Brasília, Brasília.

Santana, N.C.; De Carvalho Júnior, O.A.; Gomes, R.A.T.; Guimarães, R.F. Burned-Area Detection in Amazonian Environments Using Standardized Time Series Per Pixel in MODIS Data. **Remote Sensing**. 2018, 10, 1904. <https://doi.org/10.3390/rs10121904>

Santos, F. L. M. ; Libonati, R. ; Peres, Leonardo F. ; Pereira, A. A. ; Narcizo, L. ; Rodrigues, J. A. ; M, D. ; Pereira, J. M. C. ; Schroeder, W. ; Setzer, A. W (2020). Assessing VIIRS capabilities to improve burned area mapping over the Brazilian Cerrado. **International Journal of Remote Sensing**, v. 41:21, p. 8300-8327. <https://doi.org/10.1080/01431161.2020.1771791>

Schepers, L.; Haest, B.; Veraverbeke, S.; Spanhove, T.; Vanden Borre, J.; Goossens, R. Burned Area Detection and Burn Severity Assessment of a Heathland Fire in Belgium Using Airborne Imaging Spectroscopy (APEX). **Remote Sens.** 2014, 6, 1803-1826. <https://doi.org/10.3390/rs6031803>

Smiraglia, D.; Filippini, F.; Mandrone, S.; Tornato, A.; Taramelli, A (2020). Agreement Index for Burned Area Mapping: Integration of Multiple Spectral Indices Using Sentinel-2 Satellite Images. **Remote Sensing**. 12(11), 1862; <https://doi.org/10.3390/rs12111862>

Story, M. e Congalton, R.G (1986). Accuracy Assessment: A User's Perspective. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 52, 397-399.

Storey E. A, Krista R. Lee West & Douglas A. Stow (2021) Utility and optimization of LANDSAT-derived burned area maps for southern California, **International Journal of Remote Sensing**, 42:2, 486-505, DOI: 10.1080/01431161.2020.1809741

Thomas, I.L.; Ching, N.P.; Benning, V.M.; D'Aguzzo, J.A (1987). A review of multi-channel indices of class separability. **Int. J. Remote Sens.** 8, 331–350. doi:10.1080/01431168708948645

USGS (2019). **LandSat-8 Data Users Handbook**. Department of the Interior U.S. Geological Survey.

Varga, István van Deursen. A insustentável leveza do estado: devastação, genocídio, doenças e miséria nas fronteiras contemporâneas da Amazônia, no Maranhão. **Acta Amaz.**, Manaus, v. 38, n. 1, p. 85-100, 2008, <http://dx.doi.org/10.1590/S0044-59672008000100010>.

Veraverbeke, S.; Lhermitte, S.; Verstraeten, W. W. e Goossens, R (2011). Evaluation of pre/post-fire differenced spectral indices for assessing burn severity in a Mediterranean environment with Landsat Thematic Mapper. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, p. 3521 – 3537. <https://doi.org/10.1080/01431161003752430>

Veraverbeke, S.; Verstraeten, W.W.; Lhermitte, S.; Van de Kerchove, R.; Goossens, R (2012). Assessment of post-fire changes in land surface temperature and surface albedo, and their relation with fire–burn severity using multitemporal MODIS imagery. **Int.J. Wildland Fire**, v. 21, 243–256, 2012. doi: 10.1071/WF10075

Ye, R.G.S. Pontius Jr., R. Rakshit. A review of accuracy assessment for object-based image analysis: from per-pixel to per-polygon approaches. **ISPRS J. Photogramm. Remote. Sens.**, 141 (2018), pp. 137-147

Yuvaraj R. M.. Extents of Predictors for Land Surface Temperature Using Multiple Regression Model. **The Scientific World Journal**, vol. 2020, Article ID 3958589, 10 pages, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/3958589>

Zhu, C.; Kobayashi, H.; Kanaya, Y (2017). Size-dependent validation of MODIS MCD64A1 burned area over six vegetation types in boreal Eurasia: Large underestimation in croplands. **Sci Rep**, 7, 418. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-03739-0>