

Avaliação de índices espectrais e Classificação Normal Bayes usando imagens OLI e TIRS para o mapeamento de áreas queimadas no Cerrado

Juarez Antônio da Silva Júnior^{1*}, Admilson da Penha Pachêco²

¹Engenheiro Cartógrafo e Agrimensor, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil. (*Autor correspondente: juarez.silvajunior@ufpe.br)

²Doutor em Geofísica, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil. admilson.pacheco@ufpe.br

Histórico do Artigo: Submetido em: 21/01/2022 – Revisado em: 30/04/2022 – Aceito em: 05/06/2022

RESUMO

Nos últimos anos, a resolução espacial e temporal de dados Landsat-8, permitiram o desenvolvimento de mapeamento pós-incêndio detalhado e oportuno. A disponibilidade deste mapeamento é importante para apoiar estratégias de gestão pós-risco, incluindo estimativa de controle de emissão atmosférica e recuperação de perdas ambientais. Os índices espectrais, gerados por dados de satélite, são amplamente utilizados para mapeamento de áreas queimadas, embora os seus desempenhos sejam frequentemente avaliados sob diferentes condições de gravidade do fogo, tipos de vegetação e seu estágio fenológico. Este estudo propôs uma abordagem para a detecção de áreas queimadas no bioma Cerrado usando dados multiespectrais ópticos dos sensores OLI e TIRS, aproveitando as suas diferentes bandas espectrais na faixa 0,64 - 2,29 μ m para gerar uma combinação de índices espectrais com o auxílio do classificador semi-supervisionado *Normal Bayes*. A avaliação da precisão foi baseada na comparação com dados de referência espacial através da análise visual, separabilidade estatística, acurácia temática e regressão linear. Os resultados são encorajadores considerando o alto nível de precisão dos mapas finais alcançados, embora a ocorrência de incompatibilidades associadas à sub e superestimação. O índice MIRBI mostrou-se com maior desempenho com acurácia global de 98,5% e R^2 de 0,6 enquanto o NBR e NBRT foram de 96,3% e 97% e R^2 de 0,12 e 0,48 respectivamente. Os resultados obtidos podem ser considerados como parte importante no desenvolvimento de ferramentas automáticas de extração de áreas queimadas para a região do Cerrado, principalmente para áreas de conservação onde mudanças bruscas são comumente ocasionadas por incêndios.

Palavras-Chaves: Índices Espectrais, Incêndio Florestal, Sensoriamento Remoto, Cerrado.

Evaluation of spectral indices and Normal Bayes Classification using OLI and TIRS images for the mapping of burnt areas in the Cerrado

ABSTRACT

In recent years, the spatial and temporal resolution of Landsat-8 data has enabled the development of detailed and timely post-fire mapping. The availability of this mapping is important to support post-risk management strategies, including atmospheric emission control estimation and environmental loss recovery. Spectral indices, generated by satellite data, are widely used for mapping burned areas, although their performance is often evaluated under different conditions of fire severity, vegetation types and their phenological stage. This study proposed an approach for the detection of burnt areas in the Cerrado biome using optical multispectral data from OLI and TIRS sensors, taking advantage of their different spectral bands in the range 0.64 - 2.29 μ m to generate a combination of spectral indices with the aid of Normal Bayes semi-supervised classifier. The accuracy assessment was based on comparison with spatial reference data through visual analysis, statistical separability, thematic accuracy and linear regression. The results are encouraging considering the high level of accuracy of the final maps achieved, despite the occurrence of incompatibilities associated with under- and over-estimation. The MIRBI index showed the highest performance with an overall accuracy of 98.5% and R^2 of 0.6 while the NBR and NBRT were of 96.3% and 97% and R^2 of 0.12 and 0.48 respectively. The results obtained can be considered as an important part in the development of automatic tools for the extraction of burned areas for the Cerrado region, mainly for conservation areas where sudden changes are commonly caused by fires.

Keywords: Spectral Indices, Forest Fire, Remote Sensing, Cerrado.

Silva Júnior, J. A. S, Pacheco, A. P. (2022). Avaliação de índices espectrais e Classificação Normal Bayes usando imagens OLI e TIRS para o mapeamento de áreas queimadas no Cerrado. *Revista Brasileira de Meio Ambiente*, v.10, n.3, p.132-147.



1. Introdução

Os incêndios florestais, juntamente com as alterações climáticas e a seca, são considerados um dos principais distúrbios, que provocam, entre outros impactos, a destruição da vegetação no Cerrado (ZENG *et al.* 2020). As mudanças climáticas representam um grande desafio para as florestas, especialmente para as áreas do bioma Cerrado, onde se espera que a probabilidade de eventos extremos aumente (WALSHA *et al.* 2020). Nos últimos anos, o aumento das temperaturas e a diminuição da precipitação levaram ao aumento do risco de incêndios e, portanto, a uma maior emissão de gases (CO₂, CO e CH₄) relacionados ao efeito estufa (ZENG *et al.* 2020). Como resultado do alto nível de severidade alcançado em alguns incêndios, vidas humanas, infraestruturas e serviços ecossistêmicos foram colocados em risco. No entanto, há casos em que incêndios florestais ajudam o ecossistema, como campos de cultivo são geralmente queimados para fertilizar o solo e eliminar as ervas daninhas antes da semeadura (HOMMA, 2005).

Atualmente, o sensoriamento remoto é uma ferramenta fundamental para o monitoramento, análise e restauração de áreas queimadas em escala global e regional, pois fornece resultados confiáveis e rápidos e permite um diagnóstico rápido de áreas queimadas para atividades de mitigação pós-incêndio (CHUVIECO *et al.* 2019; RAMO *et al.* 2021). Nesse sentido, o *Operational Land Imager* (OLI) e o *Thermal Infrared Sensor* (TIRS) a bordo do satélite Landsat-8, oferecem a possibilidade de obtenção de informações em média e alta resolução espacial (20–30 m) (WEI *et al.* 2021; VRABEL *et al.* 2021). Além disso, o sensor OLI fornece informações espectrais em diferentes bandas, sendo o infravermelho próximo (NIR) e o infravermelho de onda curta (SWIR) as regiões onde existe a maior diferença entre área queimada e não queimada (WEI *et al.* 2021; Silva Júnior & Pacheco, 2021).

Estudos recentes, usando índices espectrais OLI e TIRS mostram uma alta correlação com áreas queimadas e níveis de gravidade de queimadas em áreas queimadas medidas em trabalhos de campo (CHUVIECO *et al.* 2019; KEY & BENSON, 1999; KOUTSIAS & KARTERIS, 1998). O índice mais comumente usados é a Taxa de Queima Normalizada (NBR) com bandas nas regiões NIR e SWIR (KEY & BENSON, 1999; KOUTSIAS & KARTERIS, 1998). Este índice considera as regiões espectrais NIR e SWIR porque são menos sensíveis aos efeitos atmosféricos, e podem quantificar com precisão a vegetação afetada e a redução da umidade do dossel (uma diminuição nas regiões NIR e aumento na região SWIR no cenário pós-incêndio) (AMOS *et al.* 2019). Índices gerados por variações do NBR também são implementadas na literatura, até com inserção de banda termal, como o *Normalized Burn Ratio Thermal* (NBRT) (HOLDEN *et al.* 2005). Outro índice que também fornece informações sobre a vegetação queimada bem como a sua regeneração da vegetação é o *Mid-Infrared Burn Index* (MIRBI). Durante o processo de regeneração da vegetação, há uma absorção mais consistente na região SWIR 1 e SWIR2, uma vez que as plantas saudáveis absorvem fortemente nesta porção do espectro devido às propriedades da clorofila.

O método baseado na comparação de imagens pela diferenciação das imagens pós-incêndio com índices espectrais é frequentemente aplicado para detecção de áreas queimadas, e obteve resultados satisfatórios (PACHECO *et al.* 2021). Embora é necessário também levar em consideração o tempo decorrido entre a ocorrência do incêndio e a aquisição das imagens para poder verificar qual o momento mais adequado à realidade. Por este motivo, as imagens pós-incêndio devem ser escolhidas o mais próximo possível da data de incêndio ou podem impactar negativamente seus valores dos índices mencionados (LIBONATI *et al.* 2015). Além disso, os métodos aplicados no mapeamento de áreas queimadas por imagens de satélites são restringidos pela disponibilidade limitada de imagens livres de nuvem, bem como pelos desafios relacionados à normalização imagem a imagem. Com acesso livre e aberto ao arquivo Landsat, o dado de série temporal deste satélite tem sido cada vez mais utilizado para detecção e avaliação de áreas queimadas.

Goodwin e Collett (2014) propôs um método com dados de séries temporais Landsat, incluindo identificação de outlier causada por vegetação queimada usando bandas espectrais de infravermelho próximo e infravermelho médio, segmentação de crescimento de região e árvore de classificação para distinguir a área

queimada de outras mudanças. Hawbaker *et al.* (2020) usaram métodos de aprendizado de máquina, limiarização e crescimento de região para identificar áreas queimadas com dados de séries temporais Landsat usando banda espectral NBR. Long *et al.* (2019) desenvolveram uma abordagem para mapear áreas queimadas anuais usando um ajuste de modelo harmônico com séries temporais sobre índices espectrais e identificação de pontos de interrupção em séries temporais Landsat no Google Earth Engine.

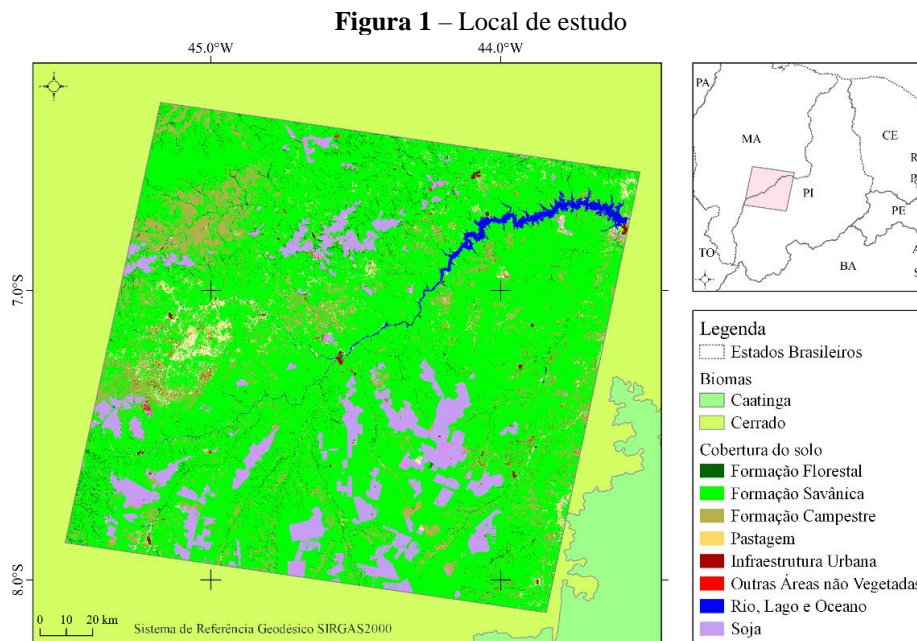
Neste artigo, o objetivo foi explorar e avaliar o efeito do uso de três índices espectrais (NBR, NBRT e MIRBI) baseados em dados multiespectrais do Landsat no desempenho da detecção de área queimada. Para atingir este objetivo, foi usado uma imagem dos sensores OLI e TIRS nas bandas do infravermelho (NIR, SWIR1, SWIR2 e o TIR) presente no bioma Cerrado, além de dados da Plataforma BDQueimadas (Aq30m) como produto espacial de referência de área queimada e métricas estatística de avaliação.

2. Material e Métodos

Nesta seção apresentam-se a área de estudo, a descrição do conjunto de imagens utilizadas e a metodologia aplicada bem como as métricas utilizadas para as análises de desempenho.

2.1 Área de estudo

Neste trabalho a área da cena Landsat 220/65 foi utilizada para a avaliação da área queimada, pertencente à transição dos biomas Cerrado e Caatinga, interceptando os estados do Maranhão e Piauí. A cena possui aproximadamente 36554,3 ha e encontra-se num complexo de locais preservados, com grupos fitofisionômicos distintos e alta diversidade de espécies, sendo que muitas delas encontram-se ameaçadas de extinção (WALTER, 2006).



De acordo com o Mapa de uso do solo do Brasil desenvolvido pelo MAPBIOMAS no ano de 2020, a predominância do uso do solo na área de estudo (cena 220/65) é composto por Formação Savânica (75,17%), Formação Florestal (2,12%), Formação Campestre (9,25%) e Plantação de Soja (7,94%). Além disso, a área

de estudo compreende o maior corpo d'água do estado de Piauí caracterizada pela Usina Hidroelétrica de Boa Esperança com volume de 5.085 Hm³ com uma capacidade instalada de 237.300 kW.

2.2 Dados de sensoriamento Remoto

Nesta pesquisa, imagens multiespectrais do satélite Landsat 8 por meio dos sensores *Operational Land Instrument* (OLI) e o *Thermal Infra-Red Scanner* (TIRS) nível 1T (220/65), adquiridas em 11 de setembro de 2020 sob excelentes condições meteorológicas (0,49% de cobertura de nuvens) foram usadas para extrair informações espectrais e espaciais sobre a vegetação queimada na área de estudo.

O Landsat 8 é um satélite americano lançado em 2013 por uma colaboração entre a NASA e o Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). O oitavo satélite do programa Landsat carrega 2 instrumentos a bordo: o OLI, que consiste em 9 bandas com resolução espectral de 30 m (bandas 1-7 e 9) e 15 m para uma banda pancromática (banda 8), e o TIRS, que inclui 2 bandas térmicas (bandas 10 e 11) coletadas com resolução espacial de 100 m, mas reamostradas para 30 m (USGS, 2020).

Além do OLI, os sensores antecessores da série Landsat, foram amplamente usados para detectar remotamente áreas queimadas Chuvieco *et al.* (2019), vegetação pré-incêndio, a extensão da área queimada e a gravidade (PICOTTE *et al.* 2020). Os esforços subsequentes se concentraram na identificação de áreas queimadas em cenas únicas Campagnolo *et al.* (2021), extraindo heterogeneidade, gravidade, mortalidade e perda de carbono dentro do fogo (PESSÔA *et al.* 2020). Dacamara *et al.* (2019) relata que a capacidade multiespectral da série Landsat bem como a incorporação de bandas nas regiões do infravermelho permitiu o desenvolvimento de estudos de detecção de área queimada, já que o sinal espectral desta região é sensível às mudanças espectrais induzidas por eventos de incêndio, nomeadamente, aquelas associadas ao depósito de carvão e cinzas na superfície e à alteração ou destruição da estrutura da vegetação ajudando a reduzir erros de omissão (BASTARRIKA *et al.* 2011; STROPPIANA *et al.* 2012; GAVEAU *et al.* 2021). Desta forma, foram utilizadas quatro bandas no sensor OLI e uma do sensor TIRS recobertas na faixa do infravermelho próximo, médio e termal (0,64 - 2,29µm) resumidamente mostradas na Tabela 1 bem como suas características espectrais em eventos de incêndio florestal.

Tabela 1 – Características espectrais em eventos de incêndio florestal das bandas 5,6,7 e 10 dos sensores OLI e TIRS

Banda	Caraterísticas
Banda 5 (NIR: 0,64–0,67 µm)	Apresenta forte diminuição da refletância após a queima em relação a outros tipos de cobertura.
Banda 6 (SWIR1: 1,57-1,65 µm)	Possui alta reflectância em os incêndios ativos e baixa sensibilidade a fumaça, o que possibilita melhor detecção em relação a outras bandas.
Banda 7 (SWIR2: 2,11–2,29 µm)	É sensível as variações do conteúdo úmido/seco de solos e vegetação pós incêndio.
Banda 10 (TIR: 2,11–2,29 µm)	Apresenta alto contraste térmico entre áreas queimadas e não queimadas, importante para mapear incêndios florestais recentes.

Fonte: Autores (2021)

Os procedimentos de pré-processamento são importantes para obter imagens corrigidas de efeitos adversos como mau posicionamento e interferências atmosféricas. As imagens Landsat são atualmente corrigidas pelo USGS EROS Center juntamente com a disponibilização de coeficientes de calibração radiométrica e geométrica disponível em (USGS, 2020).

Os dados foram convertidos para refletância do Topo da Atmosfera (TOA) usando coeficientes radiométricos (USGS, 2020), onde os números digitais (DN) são convertidos para refletância (TOA) que

representa a razão da radiação refletida de uma superfície para a radiação que a atinge (USGS, 2020). Para converter a refletância TOA em refletância de superfície e remover as contribuições atmosféricas dos dados de radiação infravermelha térmica foi usado algoritmo de Correção Atmosférica FLAASH e a Correção Térmica Atmosférica aplicada no software ENVI 5.3 (KEALY e HOOK, 1993). A partir das bandas radiometricamente corrigidas com a informação da refletância da superfície em formato matricial gerada após o pré-processamento, foi possível realizar o cálculo dos índices espectrais utilizados para a avaliação da área queimada.

2.3 Índices espectrais

Os índices espectrais mostraram-se adequados para revelar mudanças nos sinais radiométricos de superfícies em aplicações operacionais. Uma grande variedade de índices foi desenvolvida nas últimas décadas para detecção de áreas queimadas correspondentes ao desenvolvimento dos satélites de observação da Terra em transportar sensores com maior sensibilidade espectral possível.

Neste estudo as abordagens desenvolvidas são mostradas na Tabela 2, onde incluem, a Razão de Queima Normalizada (NBR), a Razão de Queima Normalizada Termal (NBRT) baseado no índice NBR com a adição da banda termal (TIR) e o Índice de Queima no Infravermelho Médio (MIRBI).

Tabela 2 – Índice espectral, formulação e referência

Índice		Referencia
NBR (<i>Normalized Burn Ratio</i>)	$NBR = \frac{NIR - SWIR2}{NIR + SWIR2}$	Key e Benson (1999)
NBRT (<i>Normalized Burn Ratio Thermal</i>)	$NBRT = \frac{NIR - SWIR2 * Thermal}{NIR + SWIR2 * Thermal}$	Holden <i>et al.</i> (2005)
MIRBI (<i>Mid-Infrared Burned Index</i>)	$10 * SWIR1 + 9,8 * SWIR2 + 2$	Trigg e Flasse (2001)

Fonte: Autores (2021)

O NBR é um índice projetado para destacar áreas queimadas em grandes zonas de incêndio. Para se beneficiar da magnitude da diferença espectral, o NBR utiliza a razão entre as bandas NIR e SWIR, de acordo com a fórmula mostrada na Tabela 2. Um valor NBR alto indica vegetação saudável, enquanto um valor baixo indica solo descoberto e áreas recentemente queimadas. As áreas não queimadas são normalmente atribuídas a valores próximos de zero (KEY e BENSON, 1999). O NBRT foi desenvolvido com base na ideia de que a terra queimada tem baixa refletância NIR (menos vegetação), alta refletância SWIR (mais cinzas) e alta temperatura de brilho (HOLDEN *et al.* 2005). Ao contrário dos outros índices, um NBRT mais baixo significa maior presença de queima. O MIRBI foi projetado para um tipo de vegetação arbustiva-savana, onde os comprimentos de onda NIR são menos úteis devido ao estado senescente da vegetação na temporada de incêndios. O índice foi desenvolvido no espaço espectral (SWIR) e seu desempenho foi provado ser relativamente estável ao longo do tempo em ecossistemas de Savana (TRIGG e FLASSE, 2001; SCHEPERS *et al.* 2014).

2.4 Separabilidade estatística

O Índice de Separabilidade (M) foi usado para estimar a eficácia dos índices espectrais para discriminar a diferenciação quantitativa entre a área queimada e não queimada, além de auxiliar na escolha do índice mais

eficiente para a utilização generalizada em estudos de incêndio (LASAPONARA, 2006). O Índice de Separabilidade (M) é calculado da seguinte forma:

$$M = \frac{|\mu_b - \mu_u|}{\sigma_b + \sigma_u} \quad (1)$$

Onde μ_b e μ_u são os valores médios da banda espectral considerada das áreas queimadas e não queimadas, respectivamente, e σ_b e σ_u os respectivos desvios-padrão. Quanto maior o índice de separabilidade M, melhor é a discriminação. Valores de M superiores a um indicam boa separabilidade, enquanto valores inferiores a um representam um grande grau de sobreposição do histograma entre as classes queimado e não queimado (VAN DIJK *et al.* 2021; PEREIRA *et al.* 2016).

2.5 Classificação por Normal Bayes

De acordo com o Teorema de Bayes, os classificadores bayesianos são expressos de acordo com a Equação (2), detalhada por (PRADHAN *et al.* 2010). O Teorema de Bayes fornece a probabilidade de que um evento ocorreria em relação a outro evento que já ocorreu.

$$P(A/B) = P(B/A) * P(A)/P(B) \quad (2)$$

Onde A e B são os eventos e $P(B) \neq 0$. Basicamente, o classificador tenta encontrar a probabilidade do evento A (pixel não queimado considerado pelo índice), dado que o evento B (pixel queimado considerado pelo índice) é verdadeiro. O evento B também é denominado como evidência. $P(A)$ é o priori de A (a probabilidade anterior, isto é, probabilidade do evento antes que a evidência seja vista). A evidência é um valor de atributo de uma instância desconhecida (aqui, é o evento B). $P(A|B)$ é a probabilidade a posteriori de B, ou seja, a probabilidade do evento após a evidência ser vista. Operacionalmente, este classificador é capaz de limiarizar eventos binários de forma semi-supervisionada e está disponível no software QGIS 3.10 através da extensão *Orfeo Monteverdi*, encontrado em: <https://www.orpho-toolbox.org/SoftwareGuide/SoftwareGuidech19.html>

2.6 Validação e parâmetros de acurácia temática

Uma validação foi realizada entre o conjunto de dados de referência e os mapas de área queimada geradas pelo classificador, usando atributos escalares derivados da Tabela de Contingência 2×2 (LIBONATI *et al.* 2015; PACHECO *et al.* 2021). A partir desta aplicação, métricas de acurácia temática foram implementadas na abordagem de validação, tais foram: O Erro de Omissão (EO), Erro de Comissão (EC) e o Coeficiente de Dados (DICE). O EO indica o poder de discriminação do classificador através da fração de pixels queimados observados que acabam sendo classificados como não queimados. O EC reflete a confiabilidade do classificador por meio da fração de pixels queimados classificados que se revelam incorretos. Ambos EO e EC têm uma orientação negativa. O DICE é uma medida de precisão que reflete a correspondência entre a classificação e a referência, considerando apenas a classe de interesse, ou seja, área queimada. O DICE varia entre 0 (pior) e 1 (melhor) (PEREIRA *et al.* 2021).

O mapa de referência utilizado neste estudo são os dados vetoriais do Programa Queimadas do INPE (BDQueimadas) por meio do produto (Aq30m). Este produto é formado por polígonos representando as estimativas das cicatrizes das áreas queimadas georreferenciadas para todo território nacional e geradas a partir de imagens de resolução espacial 30m, disponibilizadas no site <https://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/>. O Aq30m é amplamente utilizado como produto de

validação para áreas queimadas (LIBONATI *et al.* 2015; PEREIRA *et al.* 2021). Para evitar incompatibilidades temporais e espaciais, a data escolhida do polígono de fogo Aq30m foi a mesma data da imagem Landsat utilizada neste estudo.

2.7 Regressão Linear

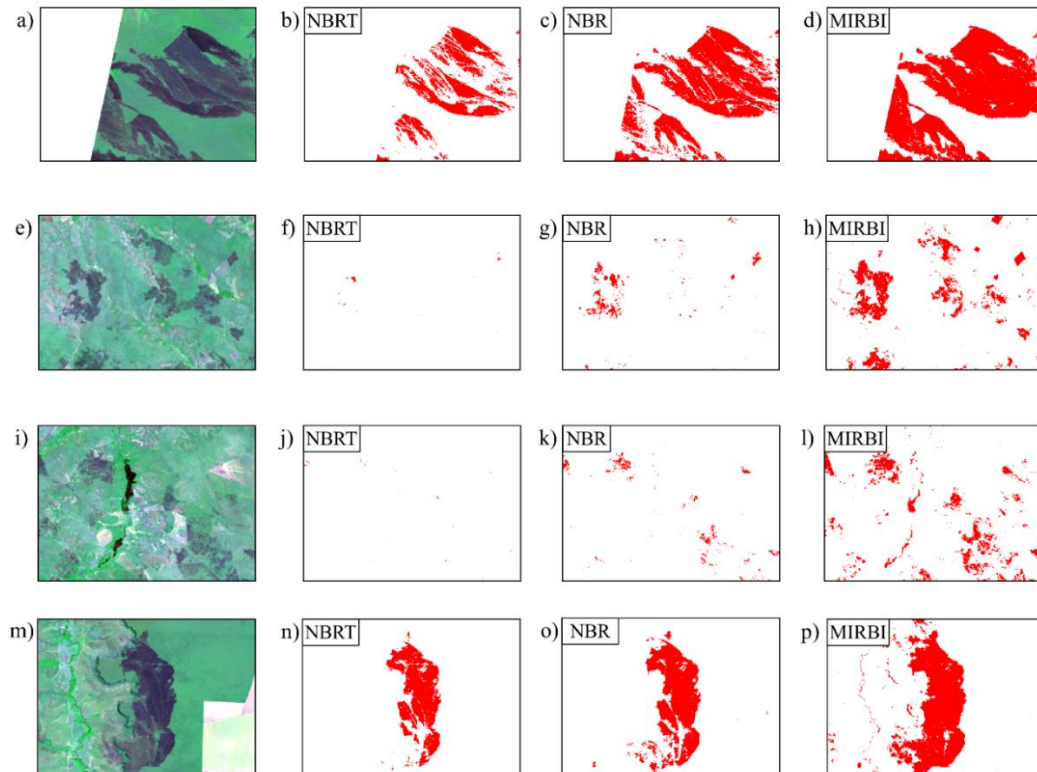
Foi realizado uma Regressão Linear Simples para comparar a proporção da área queimada detectada do produto classificado com os dados de referência. A proporção de células de grade de resolução de 5 x 5km detectadas como queimadas pelo mapa classificado é comparada à proporção de área detectada pelos dados de referência. A inclinação, deslocamento da linha e o coeficiente de determinação (R^2) é uma indicação da precisão da detecção na área queimada. Este é o mesmo tamanho de grade usado em análises anteriores (VETRITA *et al.* 2021; GIGLIO *et al.* 2018).

3. Resultados e Discussões

3.1 Resultados do Método de Mapeamento de Área Queimada

Para demonstrar a eficácia, aplicabilidade e limitações do método proposto, foi aplicado a quatro casos visuais de incêndio florestal na área de estudo, bem como o resultado da classificação para cada índice mostrado na Figura 2. As figuras a esquerda são imagens RGB de composição em cores falsas das bandas Landsat-OLI 4, 5 e 6 dos incêndios florestais correspondentes, fornecendo informações complementares para a comparação da área queimada por interpretação visual.

Figura 2 –Mosaico Landsat mostrando a correspondência com as áreas queimadas sobre os índices espectrais



Fonte: (Autores, 2022)

Os resultados da detecção nos quatro casos, conforme mostrado na Figura 12, percebe-se que nem todos os índices forneceram uma efetiva identificação da principal região queimada, ou seja, para cada contorno houve moderada coincidência com a região roxa nas imagens de composição correspondentes. Nas figuras 2b) 2c) 2d) e 2n) 2o) 2p) observa-se um bom desempenho na detecção de porções queimadas mais compactas, embora o índice MIRBI apresentou com maior integridade a cicatriz queimada e suas variações de severidades. Comportamento semelhante foi apresentado nos exemplos 2f) até 2l), onde incêndios de baixa gravidade não foi corretamente classificada pelos índices NBR e NBRT. Entretanto índice MIRBI não mostrou bom desempenho na separação dos recursos hídricos e áreas acidentadas com as áreas queimadas, onde é possível observar nos exemplos 2i) a 2l) e 2m) a 2p) que o lago e as sombras foram incorretamente classificadas como área queimada respectivamente, causando erro de comissão na classificação devido às características espectrais semelhantes com os pixels queimados.

3.2 Análise de Separabilidade Estatística

No Cerrado, as maiores feições queimadas geralmente são devidas a eventos de incêndio mais intensos e são caracterizadas por um sinal espectral persistente. A separabilidade espectral das áreas queimadas é influenciada pelas condições da superfície, que são o resultado das complexas interações entre a dinâmica do fogo, as características e condições da vegetação anteriormente existente e o tempo entre o fogo e a aquisição da imagem. A tabela 3 mostra os valores de Separabilidade (M) para os índices espectrais MIRBI, NBR e NBRT das amostras de pixels de área queimada e não queimada.

Tabela 3 – Separabilidade (M) para áreas queimadas e não queimadas nos MIRBI, NBR e NBRT

Índice	Separabilidade (M)
MIRBI	1,98
NBR	1,89
NBRT	1,89

Fonte: Autores (2021)

Observa-se na tabela 1 que todos os índices apresentaram altas estimativas ($M > 1,8$) sem variações importantes, embora o índice MIRBI se sobressaiu com um coeficiente de separabilidade próximo ao 2, enquanto o NBR e NBRT apresentaram os mesmos valores. Esses resultados constatarem com algumas literaturas, os índices MIRBI e NBR apresentaram uma separabilidade de 1,67 na cena 219/70 do Landsat relatado em Pereira *et al.* (2016) enquanto o NBRT foi de 1,18 no sul dos Estados Unidos e 1,2 na Austrália por meio de cenas Landsat e Sentinel-2 respectivamente (HOLDEN *et al.* 2005; HUANG *et al.* 2016). Embora o NBR apresentou valor máximo de separabilidade por árvore de decisão em Huang *et al.* (2016) e o MIRBI de 1,4 em Holden *et al.* (2005) e 1,29 em uma região montanhosa do Noroeste de Yunnan, China (FORNACCA *et al.* 2018). Por outro lado, o alto desempenho de separabilidade para o índice MIRBI aos outros índices foi observado por outros estudos como por exemplo, Quintano *et al.* (2018) (floresta mediterrânea), McCarley *et al.* (2018) (floresta boreal) e Lu *et al.* (2016) (semiárido).

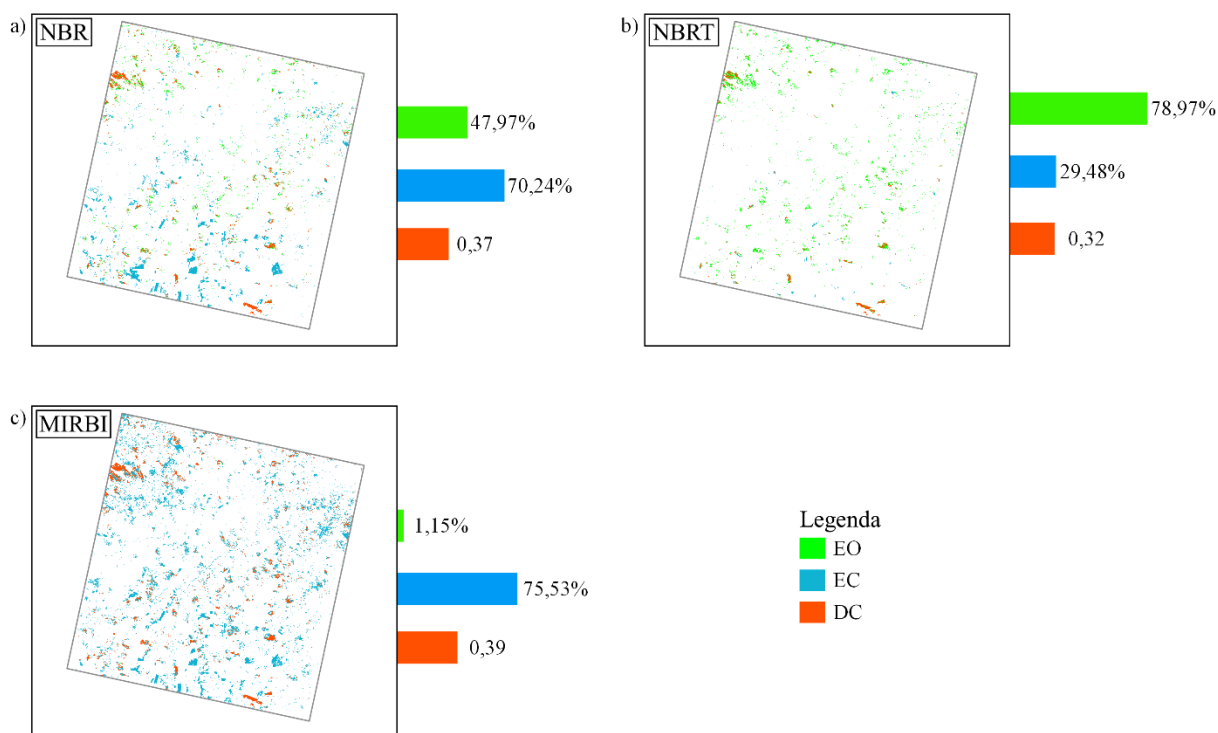
No geral, esses números fornecem uma avaliação da eficácia dos índices obtidos pelo Landsat-8 OLI e TIRS para discriminar áreas queimadas. Ele apoia as conclusões de estudos anteriores de que índices espectrais baseados em bandas da faixa do infravermelho fornecem alta discriminação da área queimada e não queimada no Cerrado, como relatado em (SANTOS *et al.* 2020; MELO *et al.* 2021; SOUSA *et al.* 2018).

3.3 Análise de espacial

A figura 3 mostra a distribuição espacial dos pixels superestimados (erros de comissão) e subestimados (erro de omissão) e os acertos na cor laranja correspondente ao coeficiente DC para os índices NBR, NBT e MIRBI.

Resumidamente, nenhum padrão de erro sistemático é evidente nas classificações (ou seja, incêndios são detectados em todo o território e em todas as coberturas de terra que estão sujeitas a queimadas), porém o tamanho das áreas queimadas é um dos fatores que podem influenciar no erro de subestimação e as características geométricas do sensor de satélite (ou seja, resolução espacial) limitam o tamanho mínimo dos eventos de incêndio que podem ser detectados.

Figura 3 – Distribuição espacial das áreas queimadas com base nas métricas de acurácia temática de erros de comissão (EC), omissão (EO) e coeficiente de dados (DC) para os índices *Normalized Burn Ratio* (NBR), *Normalized Burn Ratio Thermal* (NBRT) e *Mid Infrared Burn Index* (MIRBI).



Fonte: (Autores, 2022)

O índice MIRBI apresentou ligeiramente o menor erro de omissão em contrapartida apresentou o maior erro de comissão com uma superestimação de 2474Km² de área queimada. Já o índice NBR apresentou um erro de omissão de 47,97% subestimando 389 Km² de área queimada, além de ocupar a segunda colocação do ranking erro de comissão chegando 70,2%. O índice NBRT apresentou o melhor desempenho de acurácia do produtor, com erro de comissão de 29.4% e superestimação de 70Km², embora apresentou o maior erro de omissão entre os índices chegando aproximadamente 627Km² de área erroneamente classificada como “área não queimada”.

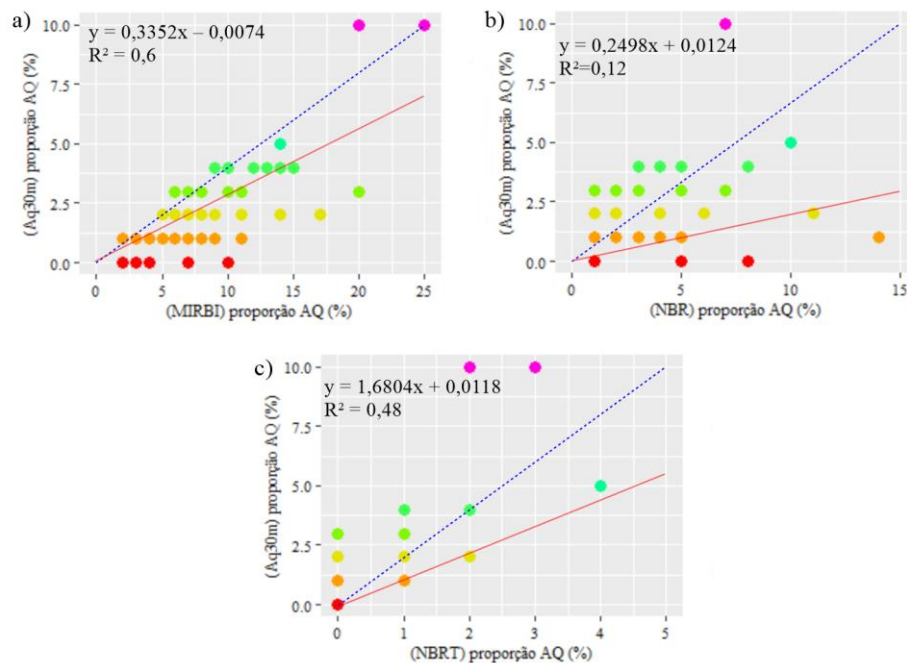
Ambos os índices apresentaram erros acima de 70%, comprometendo os valores de coeficiente de dados (DC) que variou entre (0,32~0,39) mostrando pequena variação entre os níveis de acerto, mesmo o índice

MIRBI com valor de acurácia de usuário de 99%. Observando os valores do coeficiente de dados, o índice NBRT mostrou o menor rendimento com 167 Km² de área corretamente classificada como área queimada enquanto o MIRBI foi de 802Km² e o NBR 422 Km². Outros trabalhos encontraram valores semelhantes Santana *et al.* (2018) obtiveram (EC=27,4; EO=76,9) para o índice MIRBI e (EC=34,4; EO=62,2) para o índice NBR no sudeste da Amazônia brasileira enquanto Hawbaker *et al.* (2020) encontraram uma acurácia de 92% para o índice NBRT nos estados unidos. Para todo o globo, Liu *et al.* (2020) encontrou valores sem um padrão específico de erro de omissão e comissão (EC=90 EO=7) para o MIRBI, (EC=39; EO=19) para o NBR e (EC=15; EO=52) para o NBRT.

Os expressivos erros de comissão e omissão podem estar relacionados principalmente a áreas queimadas com baixo contraste e incêndios de baixa gravidade ou ao intervalo de tempo entre o fogo e a aquisição onde o carvão é removido e a vegetação começa a se recuperar. Nessas situações, o contraste entre a área queimada e não queimada não é alta o suficiente e por isso os erros acontecem inviabilizando sua detecção. No entanto, o aumento no erro de comissão foi quase inteiramente atribuível a um aumento na quantidade de área que os mapas de área queimada identificaram como queimada em áreas de sombra localizadas em locais topograficamente acidentadas e os recursos hídricos, comumente encontrada na literatura erros na detecção de áreas queimadas presentes nesses locais como indicado em Harris *et al.* (2019), Lu *et al.* (2020); Lecina-Diaz (2014) e demonstrados na figura 2 principalmente para o índice MIRBI.

A Figura 4 mostra o gráfico de regressão linear para a proporção de área queimada em grades de 5 Km × 5 Km, para o produto gerado pela classificação dos índices espectrais NBR, NBRT e MIRBI (eixo x) e o produto de referência Aq30m (eixo y), fornecendo uma linha de regressão (expressa como a inclinação e as estimativas do coeficiente de interceptação) e o coeficiente de determinação (R²). Além disso, como muitos pontos sobrepostos nos gráficos de dispersão, também foi renderizado as dispersões com cores diferentes de acordo com o número de células da grade com os mesmos valores de proporção.

Figura 4 – Gráficos de dispersão das proporções de células de 5 km × 5 km marcadas como queimadas pelos produtos classificado pelos índices NBR, NBRT e MIRBI, plotados contra a proporção marcada como queimada pela referência Aq30m.



Fonte: (Autores, 2022)

Através da análise de regressão linear os índices espectrais limiarizados pelo classificador Normal Bayes foi possível observar moderadas precisões $R^2 = 0,12 \sim 0,6$ com subestimação para o índice NBRT (declive da linha de regressão > 1). Ambos os gráficos mostram os pontos bastante dispersos em relação a reta normal com pontos de pontos de *outlier* principalmente em proporções de área queimada pelo Aq30m que chegam a 10%. No geral, o NBRT apresentou a segunda posição na análise do valor de R^2 embora tenha apresentado o maior coeficiente angular do conjunto de dados. O maior R^2 foi visto para o MIRBI bem como o menor coeficiente linear, mostrando boa aderência em relação aos dados de referência. Já o NBR apresentou o menor coeficiente de determinação, além do menor coeficiente angular e pontos bastante dispersos em relação a reta yx . As limitações da NBR para avaliação imediata pós-fogo já foram apontadas por (CHUVIECO *et al.* 2019).

Os índices espectrais não poderiam atingir o mesmo desempenho em diferentes regiões, devido aos tipos de vegetação, às condições climáticas, gravidade do incêndio e à iluminação, bem como os comprimentos de onda do sensor; como relatados em (CHUVIECO *et al.* 2002). No entanto, podemos utilizar esta capacidade de aprendizado para obter as diferenças espectrais de diferentes tipos com base nas amostras dos índices espectrais, conseguindo assim uma melhor separabilidade da área queimada. Isso contribui para melhorar a precisão dos resultados de detecção no mapa de áreas queimadas seja para dados Landsat ou outros dados de sensor.

O índice MIRBI (baseada nas bandas 6 e 7 do Landsat-8) apresentou melhor desempenho em discriminar a área queimada, o que provavelmente tem a ver com o fato de que a região espectral de infravermelho de ondas curtas é menos sensível à variabilidade nas características da vegetação pré-incêndio, fumaça e resíduos de combustão em comparação como, por exemplo a região espectral do infravermelho próximo.

A inclusão da banda térmica implementada no índice NBR produziu resultados mistos. O NBRT resultou no maior erro de omissão e o menor coeficiente Dice, moderado R^2 e o menor erro de comissão do conjunto de dados. Estes resultados podem estar relacionados pela resposta térmica dos pixels queimados em muitos pixels adjacentes não queimados, demonstrando que uma melhoria de classificação marginal é obtida pela incorporação desta informação térmica. Além disso, é importante ressaltar que NBRT pode ser robusto na diminuição de erros de comissão causadas por pixels escuros relacionados à elementos na imagem com características espectrais semelhantes a áreas queimadas, tais que não compartilham as propriedades de emitância esperadas nas superfícies atingidas por incêndios.

O índice NBR apesar de ser considerado o melhor índice espectral para detecção de áreas queimadas em muitos estudos anteriores, não superou o índice MIRBI nas análises de separabilidade e precisão, embora tenham apresentado valores próximos de erros de comissão e coeficiente Dice, dessa forma, estudos futuros mais aprofundados podem validar a suas capacidades para casos específicos, como a variação com o uso do solo ou gravidade do incêndio. No geral, pode-se dizer que na região norte do Cerrado, os índices espectrais que melhor discriminam as superfícies danificadas pelo fogo são aqueles que operam no espectro do infravermelho médio, como MIRBI, principalmente em avaliações imediatas pós-fogo e em menor escala, aqueles que utilizam os canais de infravermelho próximo e termal, como os índices NBR e NBRT, mais conhecidos na literatura de outras latitudes.

Mesmo que os valores dos índices de separabilidade tenham sido diferentes entre si, onde NBR e NBRT tiveram os valores mais baixos em relação ao índice MIRBI, isso não significa necessariamente que esses índices não possam discriminar áreas queimadas. Mas, esses resultados podem simplesmente ser atribuídos à sua capacidade de distinguir manchas queimadas e não queimadas com taxas mais altas de erros em comparação com os outros índices espectrais que foram usadas neste estudo. Dessa forma, este estudo suporta evidências de pesquisas anteriores que demonstraram que o desempenho e o comportamento dos índices espectrais para a separação de áreas queimadas e não queimadas dependem altamente de circunstâncias espaciais, como tipos de vegetação e uso e ocupação do solo.

4. Conclusões

Os índices espectrais oferecem uma maneira rápida e econômica para a identificação e mapeamento de áreas queimadas. Estudos anteriores usaram e compararam uma variedade de índices espectrais para mapear e determinar as áreas danificadas pelo fogo de forma precisa e rápida. A este respeito, este estudo avaliou o desempenho de três índices espectrais comumente usados para áreas recentemente queimadas em termos de sua capacidade de discriminação de áreas queimadas na região norte do bioma Cerrado. Para isso, suas acurácias na classificação foram avaliadas juntamente com as diferenças nos valores dos índices de separabilidade, análise visual e regressão linear. Os resultados mostraram que todos os índices espectrais para áreas queimadas são ferramentas válidas e valiosas para separar áreas queimadas nas avaliações imediatas pós-fogo.

Por fim, os resultados obtidos revelaram uma camada adicional de informações que pode ser explorada para minimizar erros de classificação e aplicações de processamento digitais de imagens aplicada em perturbações ambientais. O método de limiarização de índice espectral adaptativo proposto pelo classificador Normal Bayes mostrou-se capaz de vincular índices espectrais, limiares e condições ambientais obtidas por dados de Sensoriamento Remoto.

5. Referências

Amos, Craig; Petropoulos, George P.; Ferentinos, Konstantinos P. (2019). Determining the use of Sentinel-2A MSI for wildfire burning & severity detection. **International Journal of Remote Sensing**, v. 40, n. 3, p. 905-930.

Bastarrika, Aitor; Chuvieco, Emilio; Martín, M. Pilar .(2011). Mapping burned areas from Landsat TM/ETM+ data with a two-phase algorithm: balancing omission and commission errors. **Remote Sensing Of Environment**, v. 115, n. 4, p. 1003-1012.

Campagnolo, M.L.; Libonati, R.; Rodrigues, J.A.; Pereira, J.M.C. (2021). A comprehensive characterization of MODIS daily burned area mapping accuracy across fire sizes in tropical savannas. **Remote Sensing Of Environment**, v. 252, p. 112115.

Chuvieco, E.; Martín, M. P.; Palacios, A. (2002). Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. **International Journal Of Remote Sensing**, v. 23, n. 23, p. 5103-5110.

Chuvieco, Emilio; Mouillot, Florent; Werf, Guido R. van Der; Miguel, Jesús San; Tanase. (2019). Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. **Remote Sensing Of Environment**, v. 225, p. 45-64.

Dacamara, Carlos C.; Libonati, Renata; Pinto, Miguel M.;(2019). **Near- and Middle-Infrared Monitoring of Burned Areas from Space**. [s.l.]: IntechOpen, Disponível em: <<https://www.intechopen.com/chapters/64591>>. Acesso em: 31 Dec. 2021.

Fornacca, Davide; Ren, Guopeng; Xiao, Wen. (2018). Evaluating the Best Spectral Indices for the Detection of Burn Scars at Several Post-Fire Dates in a Mountainous Region of Northwest Yunnan, China. **Remote Sensing**, v. 10, n. 8, p. 1196.

Gaveau, David L. A.; Descals, Adrià; Salim, Mohammad A.; Sheil, Douglas; Sloan, Sean. (2021). Refined burned-area mapping protocol using Sentinel-2 data increases estimate of 2019 Indonesian burning. **Earth System Science Data**, v. 13, n. 11, p. 5353-5368.

Giglio, Louis; Boschetti, Luigi; Roy, David P.; Humber, Michael L.; Justice, Christopher O. (2018). The Collection 6 MODIS burned area mapping algorithm and product. **Remote Sensing Of Environment**, v. 217, p. 72-85.

Goodwin, Nicholas R.; Collett, Lisa J. (2014). Development of an automated method for mapping fire history captured in Landsat TM and ETM + time series across Queensland, Australia. **Remote Sensing Of Environment**, v. 148, p. 206-221.

Harris, Lucas; Taylor, Alan H. (2017). Previous burns and topography limit and reinforce fire severity in a large wildfire. **Ecosphere**, v. 8, n. 11, p. 11-20.

Hawbaker, Todd J.; Vanderhoof, Melanie K.; Schmidt, Gail L.; Beal, Yen-Ju; Picotte, Joshua J.; Takacs, Joshua D.; Falgout, Jeff T.; Dwyer, John L. (2020). The Landsat Burned Area algorithm and products for the conterminous United States. **Remote Sensing Of Environment**, v. 244, p. 111-121.

Holden, Z. A.; Smith, A. M. S.; Morgan, P.; Rollins, M. G.; Gessler, P. E. (2005). Evaluation of novel thermally enhanced spectral indices for mapping fire perimeters and comparisons with fire atlas data. **International Journal Of Remote Sensing**, v. 26, n. 21, p. 4801-4808.

Homma, Alfredo Kingo Oyama. (2005). Amazônia: como aproveitar os benefícios da destruição?. **Estudos Avançados**, v. 19, n. 54, p. 115-135.

Huang, Haiyan; Roy, David; Boschetti, Luigi; Zhang, Hankui; Yan, Lin; Kumar, Sanath; Gomez-Dans, Jose; LI, Jian. (2016). Separability Analysis of Sentinel-2A Multi-Spectral Instrument (MSI) Data for Burned Area Discrimination. **Remote Sensing**, v. 8, n. 10, p. 873-880.

Kealy, P.s.; Hook, S.J. (1993) Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data: implications for recovering land surface temperatures. **Ieee Transactions On Geoscience And Remote Sensing**, v. 31, n. 6, p. 1155-1164.

Key, C. H.; Benson, N. C. (1999) Measuring and remote sensing of burn severity: The CBI and NBR. In: Neuenschwander, L.F.; Ryan, K.C. **Proceedings Joint Fire Science Conference and Workshop Vol. II**, v. 8, n. 10, p.284-290.

Koutsias, N.; Karteris, M. (1998). Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping. **International Journal Of Remote Sensing**, Informa UK Limited. v. 19, n. 18, p. 3499-3514.

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**, v. 196, n. 1-2, p. 265-270.

Lecina-díaz, Judit; Alvarez, Albert; Retana, Javier. (2014). Extreme Fire Severity Patterns in Topographic, Convective and Wind-Driven Historical Wildfires of Mediterranean Pine Forests, **Plos One**, v. 9, n. 1, p. 27-37.

Libonati, Renata; Dacamara, Carlos; Setzer, Alberto; Morelli, Fabiano; Melchiori, Arturo. (2015). An Algorithm for Burned Area Detection in the Brazilian Cerrado Using 4 μm MODIS Imagery. **Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 15782-15803.

Liu, Sicong; Zheng, Yongjie; Dalponte, Michele; Tong, Xiaohua.(2020). A novel fire index-based burned area change detection approach using Landsat-8 OLI data. **European Journal of Remote Sensing**, v. 53, n. 1, p. 104-112.

Long, Tengfei; ZHANG, Zhaoming; HE, Guojin; JIAO, Weili; TANG, Chao; WU, Bingfang; ZHANG, Xiaomei; WANG, Guizhou; YIN, Ranyu.(2019). 30 m Resolution Global Annual Burned Area Mapping Based on Landsat Images and Google Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 11, n. 5, p. 489-501.

Lu, Bing; He, Yuhong; Tong, Alexander. (2016). Evaluation of spectral indices for estimating burn severity in semiarid grasslands. **International Journal of Wildland Fire**. v. 25, n. 2, p. 147-155.

Lu, Jie; Deegan, Anthony J.; Cheng, Yuxuan; Mandell, Samuel P.; Wang, Ruikang K.(2020). OCT-Based Angiography and Surface Topography in Burn-Damaged Skin. **Lasers In Surgery And Medicine**, v. 53, n. 6, p. 849-860.

Mccarley, T. Ryan; Smith, Alistair M. S.; Kolden, Crystal A.; Kreitler, Jason.(2018). Evaluating the Mid-Infrared Bi-spectral Index for improved assessment of low-severity fire effects in a conifer forest. **International Journal Of Wildland Fire**, v. 27, n. 6, p. 407-414.

Melo, Pedro; Sparacino, Javier; Argibay, Daihana; Sousa Júnior, Vicente; Barros, Roseli; Espindola, Giovana. (2021). Assessing Wildfire Regimes in Indigenous Lands of the Brazilian Savannah-Like Cerrado. **Fire**, v. 4, n. 3, p. 34-40.

Pacheco, Admilson da Penha; Silva Junior, Juarez Antonio da; Ruiz-Armenteros, Antonio Miguel; Henriques, Renato Filipe Faria. (2021). Assessment of k-Nearest Neighbor and Random Forest Classifiers for Mapping Forest Fire Areas in Central Portugal Using Landsat-8, Sentinel-2, and Terra Imagery. **Remote Sensing**, v. 13, n. 7, p. 1345-1360.

Pereira, Allan A.; Libonati, Renata; Rodrigues, Julia A.; Nogueira, Joana; Santos, Filipe L. M.; Oom, Duarte. (2021). Multi-Sensor, Active Fire-Supervised, One-Class Burned Area Mapping in the Brazilian Savanna. **Remote Sensing**, v. 13, n. 19, p. 4005-4010.

Pereira, Allan Arantes; Teixeira, Fabrício Rodrigues; Libonati, Renata; (2016). Avaliação de índices espectrais para identificação de áreas queimadas no Cerrado utilizando dados Landsat TM. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 68, n. 8. p. 80-90.

Pessôa, Ana Carolina M.; Anderson, Liana O.; Carvalho, Nathália S.; Campanharo, Wesley A. (2020) Intercomparison of Burned Area Products and Its Implication for Carbon Emission Estimations in the Amazon. **Remote Sensing**, v. 12, n. 23, p. 3864-3970.

Picotte, Joshua J.; Bhattarai, Krishna; Howard, Danny; Lecker, Jennifer; Epting, Justin; Quayle, Brad; Benson, Nate; Nelson, Kurtis. (2020). Changes to the Monitoring Trends in Burn Severity program mapping production procedures and data products. **Fire Ecology**, v. 16, n. 1, p. 100-115.

Pradhan, Ratika; Ghose, M. K.; Jeyaram, A. (2010). Land Cover Classification of Remotely Sensed Satellite Data using Bayesian and Hybrid classifier. **International Journal of Computer Applications**, v. 7, n. 11, p. 1-4.

Quintano, Maria del Carmen; Fernández-Manso, Alfonso; Marcos, Elena; Suarez-Seoane, Susana; Calvo, Leonor; García-Llamas, Paula. (2018). Thermally enhanced spectral indices to discriminate burn severity in Mediterranean forest ecosystems. **Remote Sensing And Modeling Of Ecosystems For Sustainability XV**, v. 1, n. 1, p. 100-115.

Ramo, Ruben; Roteta, Ekhi; Bistinas, Ioannis; Van Wees, Dave; Bastarrika, Aitor; Chuvieco, Emilio; WERF, Guido R. van Der.(2021). African burned area and fire carbon emissions are strongly impacted by small fires undetected by coarse resolution satellite data. **Proceedings of The National Academy Of Sciences**, v. 118, n. 9, p. 11-37.

Santana, Níckolas; Carvalho Júnior, Osmar de; Gomes, Roberto; Guimarães, Renato. (2018). Burned-Area Detection in Amazonian Environments Using Standardized Time Series Per Pixel in MODIS Data. **Remote Sensing**, v. 10, n. 12, p. 1904-1920.

Santos, Filipe L.M.; Libonati, Renata; Peres, Leonardo F.; Pereira, Allan A.; Narcizo, Luiza C.; Rodrigues, Julia A. (2020). Assessing VIIRS capabilities to improve burned area mapping over the Brazilian Cerrado. **International Journal of Remote Sensing**, v. 41, n. 21, p. 8300-8327.

Schepers, Lennert; Haest, Birgen; Veraverbeke, Sander; Spanhove, Toon; Borre, Jeroen Vanden; Goossens, Rudi.(2014). Burned Area Detection and Burn Severity Assessment of a Heathland Fire in Belgium Using Airborne Imaging Spectroscopy (APEX). **Remote Sensing**, v. 6, n. 3, p. 1803-1826.

Silva Junior, Juarez Antonio; Pacheco, Admilson da Penha. (2021). Avaliação de incêndio em ambiente de Caatinga a partir de imagens Landsat-8, índice de vegetação realçado e análise por componentes principais. **Ciência Florestal**, v. 31, n. 1, p. 417-439.

Sousa, Ingridy Mikaelly Pereira; Carvalho, Edmar Vinicius de; Batista, Antonio Carlos; Machado, Igor Eloi Silva; Tavares, Maira Elisa Ferreira; Giongo, Marcos. (2018). Identification of burned areas by special index in a Cerrado region of the state of Tocantins, Brazil. **Floresta**, v. 48, n. 4, p. 553.

Stroppiana, D.; Bordogna, G.; Carrara, P.; Boschetti, M.; Boschetti, L.; Brivio, P.A. (2012). A method for extracting burned areas from Landsat TM/ETM+ images by soft aggregation of multiple Spectral Indices and a region growing algorithm. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 69, p. 88-102.

Tanase, Mihai A.; Belenguer-Plomer, Miguel A.; Roteta, Ekhi; Bastarrika, Aitor; Wheeler, James. (2020) Burned Area Detection and Mapping: intercomparison of sentinel-1 and sentinel-2 based algorithms over tropical africa. **Remote Sensing**, v. 12, n. 2, p. 334-350.

Trigg, S.; Flasse, S.(2001). An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 13, p. 2641-2647.

Van Dijk, Daan; Shoaie, Sorosh; Van Leeuwen, Thijs; Veraverbeke, Sander. (2021). Spectral signature analysis of false positive burned area detection from agricultural harvests using Sentinel-2 data. **International Journal of Applied Earth Observation And Geoinformation**, v. 97, p. 102-296.

Vetrita, Yenni; A Cochrane, Mark; Suwarsono; Priyatna, Muhammad; Sukowati, Kusumaning A D; Khomarudin, Muhammad R. (2021). Evaluating accuracy of four MODIS-derived burned area products for tropical peatland and non-peatland fires. **Environmental Research Letters**, v. 16, n. 3, p. 35-60.

Vrabel, James C.; Stensaas, Gregory L.; Anderson, Cody; Christopherson, Jon; KIM, Minsu; Park, Seonkyung; Cantrell, Simon. (2021). System characterization report on the China-Brazil Earth Resources Satellite-4A (CBERS-4A). **Open-File Report**, v. 1, n. 1, p. 100-115.

Walsh, John E.; Ballinger, Thomas J.; Euskirchen, Eugénie S.; Hanna, Edward; Mård, Johanna.(2020). Extreme weather and climate events in northern areas: a review. **Earth-Science Reviews**, v. 209, p. 103-324.

Wei, Mingyue; Zhang, Zhaoming; Long, Tengfei; He, Guojin; Wang, Guizhou. (2021). Monitoring Landsat Based Burned Area as an Indicator of Sustainable Development Goals. **Earth'S Future**, v. 9, n. 6, p. 100-115.

Zeng, Linghan; Zhang, Aoxing; Wang, Yuhang; Wagner, Nicholas L.; Katich, Joseph M.(2020). Global Measurements of Brown Carbon and Estimated Direct Radiative Effects. **Geophysical Research Letters**, v. 47, n. 13, p. 100-115.

Walter, Bruno Machado Teles. (2006). **Fitofisionomias do bioma Cerrado: síntese terminológica e relações florísticas**. 389 f., il. Tese (Doutorado em Ecologia)-Universidade de Brasília, Brasília.