

Análise da temporada de incêndio no Parque Nacional de Chapada dos Guimarães/MT com uso de dados de geotecnologias

Analysis of the fire season in Chapada dos Guimarães National Park/MT using geotechnology data

Vanusa de Souza Pacheco Hoki *, Osvaldo Borges Pinto Junior **, Luciana Sanches ***

* Instituto de Física, Universidade Federal de Mato Grosso, vanusa.hoki@fisica.ufmt.br

** Departamento de Ciências Ambientais, Universidade de Cuiabá, osvaldo.borges@gmail.com

*** Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental, Universidade Federal de Mato Grosso, luciana.sanches@ufmt.br

<http://dx.doi.org/10.5380/raega.v64i1.97660>

Resumo

O uso de geotecnologias, como o sensoriamento remoto e os Sistemas de Informação Geográfica (SIG), permite monitorar a dinâmica da vegetação em diferentes estágios fenológicos associados a eventos de incêndio. Este estudo teve como objetivo caracterizar a duração e a variabilidade espaço-temporal da temporada de incêndios no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG), no período de 2003 e 2023, com análises nos anos 2015, 2017 e 2019, com base na análise integrada do Índice de Umidade Perpendicular (PMI), do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e da estimativa de densidade de Kernel. Foram utilizados dados de focos de calor do BDQueimadas/INPE e FIRMS/NASA, combinados com mapas de umidade da vegetação e da distribuição espacial dos incêndios. Os menores valores de PMI, observados em agosto e setembro de 2015 e 2019, indicaram maior estresse hídrico da vegetação em comparação a 2017. O NDVI de setembro de 2017 variou entre 0,0050 e 0,229, refletindo alterações na cobertura vegetal. A densidade de focos de calor foi classificada como muito alta na Zona de Amortecimento do PNCG. O PMI demonstrou-se eficaz na indicação de suscetibilidade ao fogo, corroborando os padrões de NDVI. A análise de Kernel permitiu mapear as áreas com maior recorrência de incêndios florestais, destacando regiões críticas para ações de monitoramento e manejo preventivo.

Palavras-chave:

Densidade de Kernel, Umidade do Combustível Vivo (LFMC), Monitoramento ambiental, Índice de Umidade Perpendicular (PMI), Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI).

Abstract

The use of geotechnologies, such as remote sensing and Geographic Information Systems (GIS), enables the monitoring of vegetation dynamics at different phenological stages associated with fire events. This study aimed to characterize the duration and spatiotemporal variability of the fire

season in the Chapada dos Guimarães National Park (PNCG), from 2003 to 2023, based on an integrated analysis of the Perpendicular Moisture Index (PMI), the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and Kernel density estimation. Fire hotspot data from BDQueimadas/INPE and FIRMS/NASA were used, combined with vegetation moisture maps and the spatial distribution of fire occurrences. The lowest PMI values, recorded in August and September of 2015 and 2019, indicated greater vegetation water stress compared to 2017. The NDVI for September 2017 ranged from 0.0050 to 0.229, reflecting changes in vegetation cover. A high density of fire hotspots was particularly concentrated in the buffer zone of the PNCG. The PMI proved to be effective in indicating fire susceptibility, corroborating NDVI patterns. Kernel density analysis allowed the identification of areas with the highest recurrence of forest fires, highlighting critical regions for monitoring and preventive management actions.

Keywords:

Kernel Density, Live Fuel Moisture Content (LFMC), Environmental Monitoring, Perpendicular Moisture Index (PMI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI).

I. INTRODUÇÃO

O fogo ocorre naturalmente em vários ecossistemas ao redor do mundo, desde florestas boreais até savanas tropicais, sendo o regime de queima caracterizado pela época e frequência com que os incêndios ocorrem (Certini et al., 2021; Oliveira et al., 2021). Incêndios afetam os principais biomas, alterando a estrutura dos ecossistemas, os ciclos biogeoquímicos e a composição atmosférica (Chuvienco et al., 2019; IVO et al., 2020). O manejo intensivo do fogo visa reduzir sua frequência, gravidade e extensão, por meio de queimadas controladas, do manejo do uso da terra, do controle dos processos ecossistêmicos e do monitoramento contínuo. Essas ações podem desempenhar um papel importante no gerenciamento de secas, na mitigação de riscos de incêndio, e nos efeitos das mudanças climáticas futuras (Andela et al., 2019; Hoki et al., 2021; Alves et al., 2023).

Fatores como o desmatamento, a alteração do uso da terra e as mudanças climáticas têm contribuído para o aumento da frequência e da gravidade dos incêndios florestais em escala global, tornando essencial a compreensão das condições de risco de fogo para a promoção de uma gestão sustentável (Vadrevu et al., 2012). De acordo com um relatório do Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente (PNUMA), o número de eventos extremos de incêndio poderá aumentar em 14% até 2030 e em 30% até 2050, indicando uma tendência crescente tanto na frequência quanto na intensidade desses eventos (CNN Brasil, 2022).

O clima exerce forte influência sobre a atividade global de incêndios florestais, e surtos recentes podem sinalizar mudanças pirogeográficas induzidas por alterações no regime climático propício ao fogo. A ocorrência de seca durante o inverno é considerada um importante preditor prévio da área queimada, sendo avaliada por

meio de anomalias de umidade no solo e no material combustível, além da umidade atmosférica reduzida, que favorece a propagação do fogo. No Parque Nacional da Chapada dos Guimarães, o regime de queima é definido pela sazonalidade e pela frequência dos eventos, sendo que a maior concentração de queimadas e focos de calor ocorre no final da estação seca, entre agosto e setembro, devido à baixa precipitação e umidade relativa do ar (Ivo et al., 2020; Nascimento; Novais, 2020; Hoki et al., 2021). Esse estresse hídrico favorece a produção e acúmulo de serapilheira, aumentando a vulnerabilidade da vegetação ao fogo (Carvalho et al., 2021).

As savanas, como o Cerrado, constituem o bioma mais propenso a incêndios no mundo (Moura et al., 2019; Edwards et al., 2021). Entre os tipos de vegetação presentes no Cerrado, predominam gramíneas e outras plantas herbáceas. A Amazônia e o Cerrado concentram as maiores áreas remanescentes de formações naturais não florestais do Brasil (MAPBIOMAS, 2024). Ocupando cerca de 24% do território brasileiro, o Cerrado é o segundo maior bioma da América do Sul e abrange diferentes fitofisionomias, incluindo formações campestres (Campo Limpo, Campo Sujo e Campo Rupestre), savânicas (Vereda, Palmeiral, Parque de Cerrado e Cerrado sentido restrito) e florestais (Cerradão, Mata Seca, Mata de Galeria, Mata Ciliar) (IBGE, 2019). A vegetação do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG) é representativa do Cerrado brasileiro, composta por 16,14% de formações florestais e 67,40% de não florestais (principalmente campo-sujo). Os 0,016% restantes do PNCG são ocupados por áreas de silvicultura e corpos d'água, incluindo 517 km de pequenos rios e 385 nascentes, distribuídos principalmente na porção sudoeste do parque (Ivo et al., 2020; Kuhn; Santos, 2021).

O sensoriamento remoto é uma ferramenta poderosa para avaliar os efeitos do fogo sobre a vegetação (Szpakowski; Jensen, 2019). As informações sobre as áreas afetadas são essenciais para compreender melhor as causas e a dinâmica do fogo (Hoki et al., 2021). Os índices espectrais derivados de dados de satélite desempenham um papel crucial no mapeamento de áreas queimadas e na avaliação de condições ambientais após incêndio (Smiraglia et al., 2020), inclusive em tempo de quase tempo real (como no caso de produtos do ABI etc.). Esses índices são calculados a partir de diferentes bandas espectrais (como infravermelho próximo e o infravermelho de onda curta), e permitem destacar características específicas relacionadas às alterações na vegetação causadas pelo fogo. Um dos índices mais utilizados é o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI), frequentemente empregado na avaliação da gravidade do fogo e dos diferentes tipos de vegetação afetados (Rouse et al., 1974; Da Silva Júnior; Pacheco, 2022). O NDVI permite monitorar os estágios fenológicos da vegetação em ambientes tropicais, pois reflete a atividade fotossintética a partir do contraste entre o infravermelho próximo (refletido pela vegetação saudável) e o vermelho (absorvido pela clorofila) (Ramos et al., 2023; Pettorelli et al., 2005).

Com isso, a umidade da vegetação torna-se um fator determinante para sua suscetibilidade à ignição e à propagação do fogo. Diversos índices espectrais têm sido propostos para estimar a Espessura Equivalente de Água (*Equivalent Water Thickness – EWT*), definida como a massa de água líquida por unidade de área foliar (Maffei; Menenti, 2014; 2019). Por exemplo, o índice proposto por Gao (1996), conhecido como *Normalized Difference Water Index – NDWI*, foi desenvolvido com o objetivo de estimar a espessura equivalente de água (*Equivalent Water Thickness – EWT*) na vegetação, com base na diferença entre as bandas do infravermelho próximo (NIR) e do infravermelho de onda curta (SWIR). Trata-se de um dos primeiros índices espectrais sensíveis à umidade da vegetação, no entanto, verificou-se que as séries temporais do Índice de Água por Diferença Normalizada (Gao, 1996) estão relacionadas com a sazonalidade da ocorrência de incêndios (Huesca et al., 2014).

No entretanto, os modelos de incêndio utilizam o teor de Umidade do Combustível Vivo (*Live Fuel Moisture Content – LFMC*) como indicador da umidade da vegetação. O LFMC é definido como a razão entre a massa de água líquida presente em uma folha e a massa de matéria seca. Estudos demonstram que os índices espectrais tradicionais são menos eficazes que o EWT na captura da variabilidade do LFMC (Maffei; Lindenbergh; Menenti, 2021; Yahia et al., 2023).

Portanto, a observação direta do conteúdo de água nas folhas das plantas, representada pelo LFMC, pode aprimorar consideravelmente a avaliação da ocorrência de incêndios e dos índices de perigo associados ao comportamento do fogo. As tecnologias de Observação da Terra oferecem uma vantagem expressiva, pois possibilitam o monitoramento frequente e sistemático das condições da superfície terrestre. Com o avanço das tecnologias de sensoriamento remoto e o crescente acesso a dados de satélites de alta resolução, o uso do Índice de Umidade Perpendicular (PMI) tem se expandido, permitindo análises detalhadas em larga escala. Quando integrado a Sistemas de Informações Geográficas (GIS), o PMI viabiliza análises espaciais que aprimoram a visualização da umidade da vegetação em diferentes contextos geográficos (Maffei; Menenti, 2014; Maffei; Menenti, 2019; Maffei; Lindenbergh; Menenti, 2021).

Contudo, o uso de geotecnologias tem facilitado a análise de grandes extensões territoriais, como é o caso das unidades de conservação. Para o monitoramento dos focos de incêndio no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG), foram utilizados dados de satélite provenientes do BDQueimadas do INPE e do FIRMS da NASA, além de imagens do Landsat 8 e bases cartográficas georreferenciadas disponibilizadas pelo IBGE.

Dessa forma, por meio de dados de sensoriamento remoto, torna-se possível estimar os focos de incêndio utilizando a técnica de densidade de Kernel, identificando as áreas mais suscetíveis a incêndios

florestais. Apesar das interferências antrópicas, as pesquisas científicas podem se beneficiar dessas informações para o monitoramento de unidades de conservação, bem como verificar as alterações na cobertura vegetal por meio do NDVI.

II. MATERIAIS E MÉTODOS

A área de estudo se localiza nos municípios de Cuiabá e Chapada dos Guimarães, no estado de Mato Grosso, conforme apresentado na Figura 1. Trata-se do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG), com área de 32.642,70 ha, criado por meio do Decreto nº 97.656 de 12 de abril de 1989. O parque apresenta clima tropical de Savana (Aw) de acordo com a Classificação de Köppen-Geiger, com duas estações bem definidas: inverno seco (de maio a setembro), e verão chuvoso (de outubro a março). As médias anuais de temperatura são aproximadamente 21,5 °C e precipitação pluviométrica média anual de 1.838 mm (Vecchi Júnior, 2018; De Oliveira Aparecido et al., 2020; Nascimento; Novais, 2020).

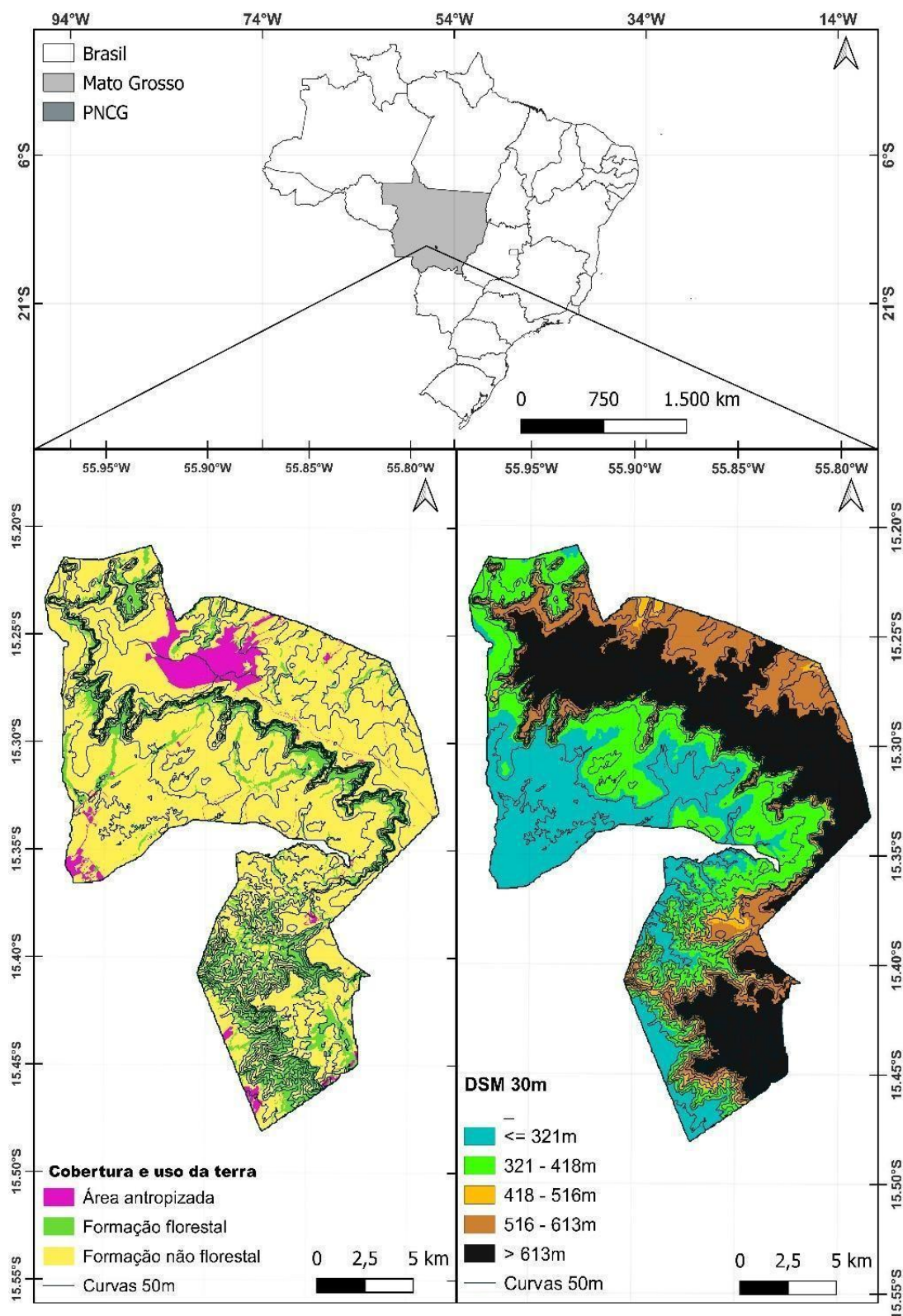


Figura 1 – Localização, altimetria, cobertura e uso da terra do Parque Nacional de Chapada dos Guimarães, Mato Grosso, Brasil.
Fonte: IBGE (2019), COPERNICUS (2024), FBDS (2024).

O banco de dados de imagens foi extraído da *European Space Agency* (ESA), por meio da missão Copernicus, disponível no endereço eletrônico: <https://climate.copernicus.eu/climate-datasets> (COPERNICUS, 2024). Para esta pesquisa, foram selecionadas imagens correspondentes aos anos de 2015, 2017 e 2019, referenciadas ao datum WGS84 zona 21S (USGS, 2024). As imagens passaram por correções atmosféricas, foram reprojadas para o hemisfério sul no sistema de referência SIRGAS 2000 UTM 21 e recortadas para área de estudo (IBGE, 2019; COPERNICUS, 2024).

Os dados de reflectância de satélite utilizados neste estudo correspondem a coleção 6.1 do produto Aqua-MODIS composto de 8 dias (MYD09A1), com resolução espacial de 500 m (NASA, 2024). O produto MOD09A1 V6.1 fornece estimativas da refletância espectral de superfície em sete bandas situadas nas regiões do visível e do infravermelho (0,470 μm ; 0,555 μm ; 0,648 μm ; 0,858 μm ; 1,240 μm ; 1,640 μm ; 2,130 μm), corrigidas para os efeitos atmosféricos. Para cada pixel, é selecionado um valor representativo entre todas as aquisições realizadas dentro do composto de 8 dias. Neste estudo, foram analisados dados referentes ao período de 2003 e 2023 (Maffei; Lindenbergh; Menenti, 2021; NASA, 2024).

No contexto real, as variações no teor de Umidade do Combustível Vivo (*Live Fuel Moisture Content* – LFMC) podem ocorrer devido a alterações tanto na espessura equivalente de água (*Equivalent Water Thickness* – EWT) quanto no conteúdo de matéria seca (*Dry Matter Content* – DMC). Essa observação possibilitou o desenvolvimento de um novo índice espectral diretamente relacionado ao LFMC: o Índice de Umidade Perpendicular (*Perpendicular Moisture Index* – PMI). Este índice mede a distância de um ponto, definido por medições de refletância nos canais MODIS 2 (0,86 μm) e 5 (1,24 μm), em relação a uma linha de referência que representa a vegetação completamente seca. A partir disso, é possível identificar isolinhas de LFMC, que são representadas por linhas retas e paralelas.

O Índice de Umidade Perpendicular (*Perpendicular Moisture Index* – PMI) foi desenvolvido com base em dados espectrais simulados da reflectância da vegetação, utilizando as bandas MODIS 2 (0,86 μm) e 5 (1,24 μm). A partir desses dados, foi possível identificar isolinhas do teor de Umidade do Combustível Vivo (*Live Fuel Moisture Content* – LFMC), que se apresentam como retas paralelas. Essas observações fundamentaram a criação do índice, conforme descrito na Equação 1. Tomando-se como a linha de referência aquela correspondente ao valor de LFMC igual a 0, ou seja, vegetação completamente seca, o PMI é calculado como a distância entre os pontos de reflectância e essa linha de referência.

$$PMI = -0,73(R_{1,24\mu\text{m}} - 0,94R_{0,86\mu\text{m}} - 0,028) \quad (1)$$

Neste sentido, o PMI constitui uma medida direta do LFMC, em que valores mais elevados indicam maior teor de umidade da vegetação. Os mapas de PMI da área de estudo foram gerados a partir da refletância de superfície composta em intervalos de 8 dias, obtida pelo sensor MODIS a bordo dos satélites Terra (Maffei; Menenti, 2014; 2019; Maffei; Lindenbergh; Menenti, 2021). Essa análise resultou na definição de isolinhas de LFMC no plano formado pelas medições de reflectância dos canais 2 e 5, caracterizadas como retas paralelas, organizadas do menor para o maior valor de LFMC. Essa observação possibilitou a criação de um novo índice espectral, denominado Índice de Umidade Perpendicular (*Perpendicular Moisture Index* - PMI), que quantifica a distância de um ponto nesse plano em relação à linha de referência da vegetação completamente seca. A validação com dados simulados demonstrou que o PMI possui uma relação linear com o LFMC (Maffei; Menenti, 2014).

O conjunto de dados sobre incêndios utilizado neste estudo consiste em informações diárias de focos ativos, com resolução espacial de 375 metros, derivadas do instrumento *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS), a bordo do satélite *Suomi National Polar-orbiting Partnership* (S-NPP) do FIRMS da NASA (<https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/>) (NASA, 2024). Também foram utilizados dados do Banco de Dados de Queimadas (BDQueimadas), disponível em: <http://queimadas.dgi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas>, referentes ao período de 2003 a 2023 (INPE, 2024).

Os arquivos vetoriais em formato shapefile, contendo os limites do município, das áreas urbanas e do PNCG, foram obtidos por meio do site do INTERMAT: <http://www.intermat.mt.gov.br/-/11303036-banco-de-dados-cartograficos> (INTERMAT, 2023).

Foram utilizados dados de reflectância extraídos de imagem de satélite do sensor *Operational Land Imager* (OLI), com frequência temporal de 16 dias e resolução espacial de 30 m, referentes às bandas espectrais 2 (azul), 3 (verde) e 4 (vermelho), com resolução radiométrica de 16 bits (Long et al., 2019). As imagens foram obtidas gratuitamente, no recorte da órbita 226, ponto 71, a partir do *Center for Platform Architecture Processing* (ESPA) com data de aquisição em 19/09/2024 (USGS, 2023). Após a aquisição, as imagens passaram por correções atmosféricas, conversão do número digital para reflectância de superfície, reprojeção para o hemisfério sul no sistema de referência SIRGAS 2000 UTM zona 21, e recorte para a área de estudo.

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI), proposto por Rouse et al. (1974), permite a avaliação da vegetação, por meio do comprimento de onda da região do infravermelho próximo, e do vermelho (Equação 2). Os valores do NDVI variam de -1 a 1, em que valores

próximos a 1 indicam elevado vigor vegetativo, enquanto valores próximos a 0 indicam superfície pouco vegetada ou com baixa atividade fotossintética.

A partir dos valores de reflectância obtidos nas bandas espectrais, B4 (vermelho - VIS) e B5 (infravermelho próximo - NIR) do sensor OLI, foi possível calcular o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (*Normalized Difference Vegetation Index* – NDVI). As imagens foram corrigidas utilizando o *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP), no software QGIS, com base nos metadados fornecidos pela USGS (2024). O NDVI permite estimar a atividade fotossintética da vegetação a partir das diferenças de refletância entre o infravermelho próximo e do vermelho, conforme descrito na Equação 2.

$$NDVI = \frac{\rho_5 - \rho_4}{\rho_5 + \rho_4} \quad (2)$$

Em que, ρ_4 corresponde à reflectância na banda do vermelho (VIS), com comprimento de onda entre 0,630 e 0,680 μm , e ρ_5 representa a reflectância na banda do infravermelho próximo (NIR), com comprimento de onda entre 0,845 e 0,885 μm .

O índice espectral NDVI é empregado por meio de método simples e dinâmico no mapeamento de áreas afetadas pelo fogo.

No âmbito das geotecnologias, a estimativa de densidade de Kernel refere-se a um método estatístico utilizado para estimar a distribuição espacial da intensidade de eventos, como focos de calor, com base em dados georreferenciados. Essa técnica, originalmente proposta por Parzen (1962), consiste em aplicar uma função núcleo sobre cada ponto de ocorrência, ponderando sua contribuição pela distância em relação a um ponto central. Dessa forma, é possível gerar uma superfície contínua de densidade que representa a probabilidade espacial de ocorrência de eventos, permitindo identificar padrões de concentração e áreas de maior recorrência (Parzen, 1962; Duong, 2007; Barbosa et al., 2014).

Suponha a existência de uma variável aleatória X , da qual foi obtida uma amostra aleatória $X_1, X_2, \dots, X_n$, composta por valores independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.). O estimador de kernel, $\hat{f}_h(x)$, para esta amostra é dado pela expressão matemática (Eq. 3):

$$\hat{f}_h(x) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{nh} K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) \quad (3)$$

Em que, $\hat{f}_h(x)$ é a estimativa da densidade no ponto x ; $K(\cdot)$ é a função de Kernel escolhida para a interpolação; n é o número de observações na amostra; h é o parâmetro de suavização (largura de banda); e X_i é posição de cada ponto proveniente do centroide de cada polígono (Bailey; Gatrell, 1995; Duong, 2007; Barbosa et al., 2014; Da Cruz Teixeira et al., 2021).

O método é implementado por meio do *software* QGIS 3.22 (Da Silva Lima et al., 2021), utilizado para a leitura de base de dados, cálculo da média diária de focos de calor e, com o uso da função de *Kernel Density*, a estimativa da densidade dos focos em todo o mapa do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG). Essa função permite posicionar uma superfície suave (núcleo) sobre cada ponto amostrado, resultando na geração de uma superfície contínua de densidade de probabilidade. Esse procedimento possibilita a composição de mapas temáticos que representam a concentração espacial dos focos de calor (Barbosa et al., 2014; Da Cruz Teixeira et al., 2021).

Como resultado da aplicação da função de densidade de kernel, obtém-se um arquivo matricial (raster file) correspondente à soma do empilhamento de (n) superfícies circulares. Os mapas produzidos foram classificados em cinco faixas de densidade, representadas por cores e tonalidades distintas: muito baixa (verde escuro), baixa (verde claro), média (amarelo), alta (laranja) e muito alta (vermelho).

A validação da densidade estimada por meio do método *Kernel Density* foi conduzida com base na comparação sistemática com dados com dados reais observados em campo e registros do banco de focos de calor do INPE para verificar se os padrões estimados refletem a distribuição empírica dos eventos.

Os resultados foram integrados a dados auxiliares, como mapas de uso e cobertura do solo, histórico de queimadas e variáveis climáticas, possibilitando o cruzamento e a interpretação espacial e temporal dos fenômenos observados. A validação *in loco* foi realizada por meio de visitas a campo em pontos estrategicamente selecionados, onde se verificaram as condições reais da vegetação, comparando-as com os valores de *NDVI* obtidos por sensoriamento remoto. Essa abordagem contribuiu para a acurácia e robustez da análise, confirmando a correspondência entre os dados espectrais e as características ambientais observadas em campo.

III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na avaliação do Índice de Umidade Perpendicular (PMI) durante o período de 2003 a 2023, destacaram-se os anos de 2015, 2017 e 2019, os quais apresentaram os maiores valores observados no intervalo analisado (Tabela 1).

Tabela 1 – Distribuição do Índice de Umidade Perpendicular (*PMI*) nos meses de julho, agosto e setembro para os anos de 2015, 2017 e 2019, e valor da mediana geral do período analisado.

Variação do PMI	2015			2017			2019			Mediana
	jul	ago	set	jul	ago	set	jul	ago	set	
Mínimo	-0,082	-0,085	-0,122	-0,030	-0,106	-0,256	-0,119	-0,126	-0,102	-0,106
Máximo	0,014	0,009	0,015	0,087	0,015	0,160	0,029	0,004	0,005	0,015
Média	-0,034	-0,038	-0,053	0,028	-0,046	-0,048	-0,045	-0,061	-0,048	

Fonte: os autores a partir dos dados dos dados da NASA, 2024.

A análise da variação do PMI no período de 2003 a 2023 evidencia significativa variabilidade inter e intra-anual, com destaque para os anos de 2015, 2017 e 2019. Essa dinâmica pode ser mais bem visualizada por meio dos mapas temáticos do PMI (Figura 2), os quais representam períodos específicos de composição: 4 a 12 de julho, 5 a 13 de agosto e 6 a 14 de setembro dos referidos anos. Esses mapas ilustram de forma clara as diferenças espaciais e temporais na distribuição da intensidade dos focos de calor ao longo do tempo.

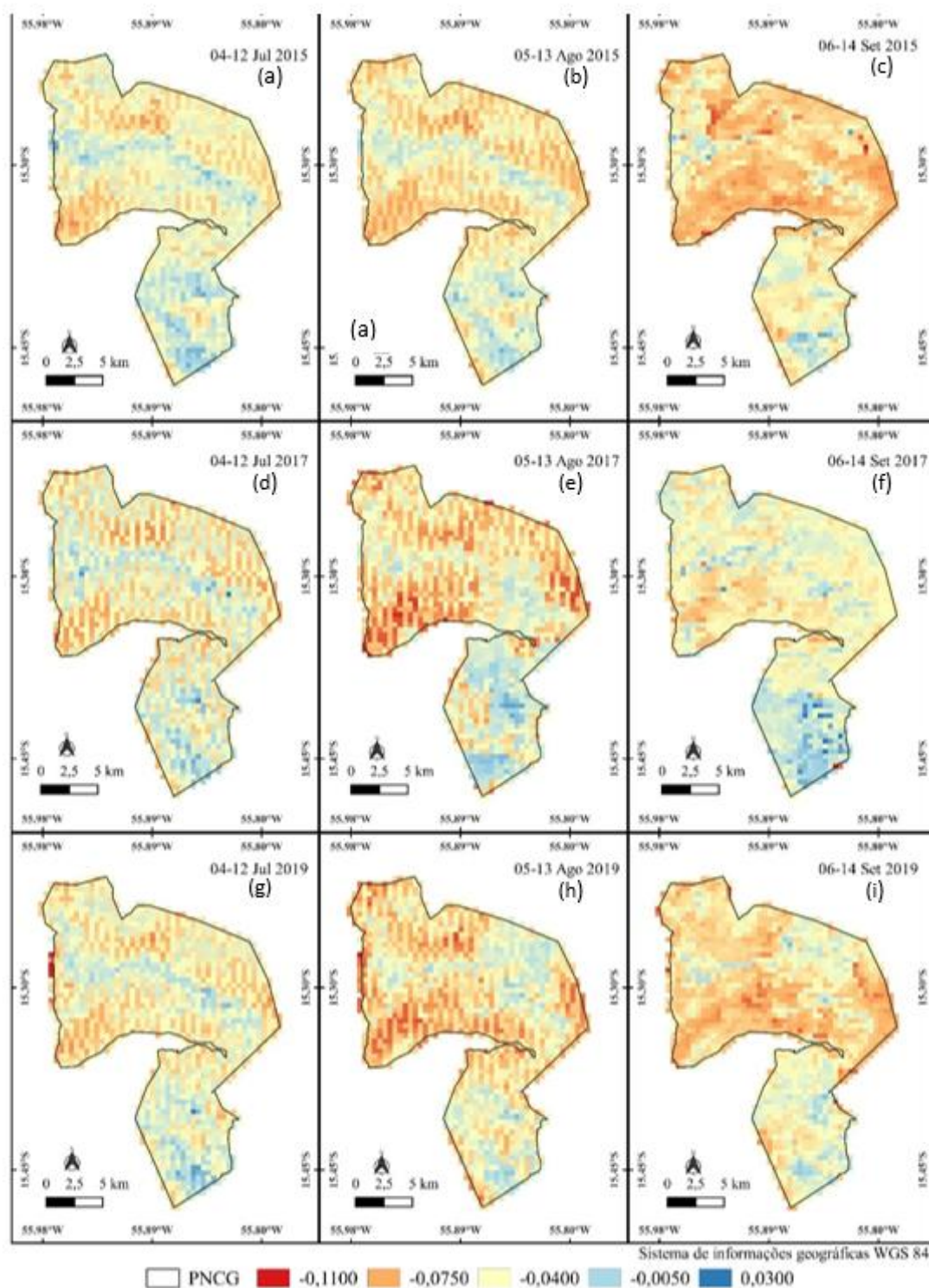


Figura 2 – Mapas de PMI derivados de compostos de reflectância de 8 dias Aqua-MODIS evidenciando a variabilidade intra e interanual: (a) 4-12 de julho de 2015, (b) 5-13 de agosto de 2015, (c) 6-14 de setembro de 2015, (d) 4-12 de julho de 2017, (e) 5-13, (f) 06-14 de setembro de 2017, (g) 4-12 de julho de 2019, (h) 5-13 de agosto de 2019 e (i) 6-14 de setembro de 2019 no Parque Nacional de Chapada dos Guimarães (PNCG), Mato Grosso, Brasil. Fonte: os autores, a partir dos dados da NASA, 2024.

Para uma visualização sintética da evolução sazonal, a mediana do PMI foi calculada para cada um dos anos selecionados, 2015, 2017 e 2019, ao longo da estação seca. Embora os mapas do PMI apresentem uma distribuição contínua de valores, discretizados em células raster, essa abordagem baseada na mediana permite destacar, de forma mais clara, as diferenças interanuais nos valores observados do índice, e, de forma indireta, na Umidade de Combustível da Vegetação Viva (*Live Fuel Moisture Content* – LFMC). Observa-se, para todos os anos analisados, uma redução consistente dos valores do PMI ao longo da estação seca, o que indica, simultaneamente, uma diminuição do LFMC, refletindo o aumento da suscetibilidade à ocorrência e propagação de incêndios florestais.

A Figura 2 apresenta a variação espacial do Índice de Umidade Perpendicular (PMI) no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG) para os períodos de 04–12 de julho, 05–13 de agosto e 06–14 de setembro dos anos de 2015, 2017 e 2019. A análise permite observar um padrão sazonal bem definido e diferenças interanuais na dinâmica da umidade superficial da vegetação e do solo.

No ano de 2015, o PMI apresenta valores intermediários no mês de julho (Figura 2-a), com predomínio de áreas em tons alaranjados e azulados, indicando uma transição inicial para a estação seca. Em agosto (Figura 2-b), observa-se um declínio nos valores do índice, com a expansão de áreas com baixos níveis de umidade, especialmente na porção oeste do parque. Em setembro (Figura 2-c), embora o PMI continue apresentando valores reduzidos, nota-se um leve aumento da umidade em algumas áreas do sul e leste, sugerindo o início da transição para a estação chuvosa.

Em 2017, os mapas indicam um cenário mais crítico. Em julho (Figura 2-d), os valores ainda se mantêm relativamente equilibrados em parte do território, porém é possível observar a expansão de áreas secas nas regiões norte e oeste. Em agosto (Figura 2-e), o PMI atinge os valores mais baixos entre todos os períodos analisados, com a maior parte do parque apresentando valores inferiores a -0,0750, especialmente nas regiões centrais e ocidentais, caracterizando uma condição de estresse hídrico severo. Em setembro (Figura 2-f), a recuperação da umidade é limitada, com poucas áreas apresentando melhora nos níveis de umidade superficial.

Em 2019, observa-se um comportamento intermediário em comparação aos anos anteriores. Em julho (Figura 2-g), há predominância de valores moderados de PMI, com destaque para áreas no sul do parque que ainda apresentam umidade residual. Em agosto (Figura 2-h), os valores do índice diminuem significativamente, embora com menor intensidade do que em 2017. Por fim, em setembro (Figura 2-i), verifica-se uma recuperação mais expressiva da umidade, com aumento das áreas em tons azulados, especialmente nas regiões sul e leste do parque, indicando uma transição mais precoce para a estação úmida.

Os mapas PMI revelam uma variabilidade inter e intra-anual expressiva, como ilustrado pelos nove mapas que representam os períodos de composição de 4 a 12 julho, 5 a 13 agosto e 6 a 14 setembro de 2015, 2017 e 2019. Os padrões espaciais observados evidenciam os menores valores do PMI nos meses julho, agosto e setembro dos anos analisados mostram valores mais baixos nos meses de setembro de 2015 (-0,053), agosto de 2017 (-0,046) e agosto de 2019 (-0,061). Quando comparadas entre si, destaca-se o ano de 2019, que apresentou o menor valor médio entre as composições analisadas (-0,048). A metodologia avaliada demonstra ser uma boa ferramenta para o monitoramento de áreas com maior risco de focos de incêndio, permitindo estabelecer propostas para reduzir e/ou mitigar as ocorrências, especialmente nas áreas com vegetação mais seca e, portanto, de maior risco.

Observou-se um padrão direcional norte-sul na distribuição dos dados, possivelmente relacionado à resolução espacial dos produtos MODIS (500 m) e à suavização aplicada na estimativa de densidade de Kernel. Esse efeito pode refletir tanto a estrutura real da paisagem quanto artefatos do processamento dos dados, devendo ser considerado com cautela na interpretação espacial dos resultados.

Esses resultados corroboram a importância do monitoramento da umidade do solo e da vegetação para a avaliação do risco de fogo, sobretudo em contextos de seca sazonal. Estudos recentes demonstram que anomalias negativas de umidade do solo estão fortemente associadas ao aumento da frequência e da intensidade de incêndios florestais (Hou et al., 2020). Além disso, a relação entre seca e queimadas já foi evidenciada em diversas regiões do Brasil, com destaque para os biomas do Cerrado e da Amazônia (Nogueira et al., 2017), onde os déficits hídricos sazonais contribuem para a intensificação do fogo, principalmente em áreas com vegetação mais seca.

A literatura também aponta que o uso de índices de umidade, como o *Keetch–Byram Drought Index* (KBDI) e o *Fire Weather Index* (FWI), tem se mostrado eficiente para a previsão e monitoramento de risco de incêndio, integrando informações meteorológicas e de umidade do solo (Krueger et al., 2022). Esses índices são amplamente utilizados em sistemas operacionais de alerta precoce e planejamento de manejo do fogo. A incorporação de dados de sensoriamento remoto e modelagem climática, como os utilizados na elaboração dos mapas de PMI, representa uma estratégia eficaz para a detecção de áreas críticas e o direcionamento de ações preventivas (Krueger et al., 2022; Nogueira et al., 2017).

Assim, a metodologia adotada neste estudo se mostrou promissora para o monitoramento espacial e temporal de regiões com maior risco de ocorrência de incêndios. Sua aplicação permite fundamentar estratégias

de mitigação e manejo ambiental, especialmente em períodos com condições climáticas mais secas, contribuindo para a redução dos impactos socioambientais causados pelo fogo.

O teor de umidade do material combustível variou conforme o tipo de cobertura vegetal, apresentando valores médios entre 30 e 50%, nas áreas de mata fechada e de transição (Figura 3), valores superiores ao limiar crítico de umidade para ignição. As diferenças observadas na umidade do material combustível indicam variações nas características estruturais da vegetação, o que influencia o comportamento do fogo e sua probabilidade de ignição. Essas variações são moduladas por fatores sazonais, queimadas, desmatamentos, poluição, dentre outros, os quais podem alterar a dinâmica ecológica e comprometer o equilíbrio dos ecossistemas (De Oliveira et al., 2018, Carvalho et al., 2021). Além disso, fatores atmosféricos associados à secura do ar, como a temperatura, desempenham papel mais importante na ocorrência de incêndios florestais do que variáveis como a umidade do solo (Tang et al., 2024).



Figura 3 – Vegetação na área de estudo (umidade relativa do ar de 47,4%).

Fonte: Os autores, a partir de atividade de campo.

No estado de Mato Grosso, observa-se um período de seca intensa entre os meses de julho e setembro. Durante este intervalo, a região de Cuiabá-MT é marcada por um período de estiagem que favorece o aumento

da probabilidade de ignição e a propagação de focos de calor. As condições climáticas, aliadas às características da vegetação local, criam um ambiente altamente propício à disseminação do fogo. A intensidade dos incêndios e os danos ambientais decorrentes variam conforme as particularidades do ecossistema e da distribuição dos combustíveis na superfície do solo (Hoki al., 2020; Da Cruz Teixeira et al., 2021).

Com base nos dados analisados, foram selecionados os anos com maior número de focos de incêndios e maior área queimada em 2015, 2017 e 2019. A Tabela 2 apresenta a quantificação desses eventos, considerando tanto a Zona de Amortecimento (ZA) quanto a área interna do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG).

Tabela 2 – Número de focos de calor e área queimada no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG) e em sua Zona de Amortecimento (ZA), com base em classificação supervisionada para os anos de 2015, 2017 e 2019.

Ano	Nº de focos de calor			Área queimada (km²)		
	PNCG	ZA	Total	PNCG	ZA	Total
2015	91	335	426	47,47	130,11	177,59
2017	65	139	204	16,21	62,16	78,38
2019	193	666	859	65,81	223,13	288,94

Fonte: INPE, 2024; NASA, 2024.

Os registros de focos de calor constituem um recurso fundamental para o estudo do fogo em paisagens suscetíveis a incêndios, além de subsidiar o planejamento de ações de manejo com fogo controlado. Nesse contexto, o PMI revela-se uma ferramenta valiosa para pesquisadores e gestores ambientais, contribuindo para a avaliação do impacto das mudanças climáticas nos ecossistemas (Meng et al., 2022). Os resultados obtidos indicam a importância do gerenciamento eficaz da biomassa no início da temporada de incêndios, como estratégia preventiva para reduzir a ocorrência de incêndios florestais. Evidencia-se, portanto, a necessidade de uma estrutura operacional bem definida, apoiada pela geotecnologias, para prever, identificar e priorizar zonas com alto potencial de incêndio, por meio de estratégias sinérgicas que contem com o envolvimento da comunidade local.

A gravidade do incêndio refere-se à intensidade dos efeitos provocados pelo fogo sobre o meio ambiente e pode ser avaliada por abordagens, incluindo métricas de campo e dados de sensoriamento remoto. A severidade da degradação do solo pelo calor considera os impactos do fogo sobre propriedades edáficas, como a estrutura física, o teor de matéria orgânica e a erodibilidade, além dos efeitos sobre as partes subterrâneas das plantas. Por sua vez, a gravidade da queima da vegetação está relacionada aos danos e à mortalidade da vegetação acima do solo (Mclauchlan et al., 2020).

Detectar e prever mudanças na atividade do fogo permanece um desafio, em razão dos registros históricos relativamente curtos, variabilidade entre diferentes regiões biogeográficas e da complexa influência das atividades humanas. Para compreender de que forma os regimes de fogo têm se transformado no contexto do Antropoceno, e como as sociedades humanas devem se adaptar a essas mudanças, é fundamental promover a integração entre pesquisadores das ciências biológicas, físicas e humana, além de profissionais especializados em gestão de incêndios (Bowman et al., 2020; Machado et al., 2024).

Considerando o ano de 2019 foi analisado o evento ocorrido em 19/09/2019, data em que se registrou o maior número de focos de incêndio no período. A análise incluiu o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e a classificação supervisionada da área queimada no PNCG, com o objetivo de identificar as alterações na cobertura vegetal associadas a esse evento extremo. A classificação supervisionada da imagem foi realizada no software QGIS, utilizando o plugin *LF Tools*, por meio do método do Paralelepípedo, com aplicação de três desvios padrão (99,7%) para definição das classes espectrais (Figura 4).

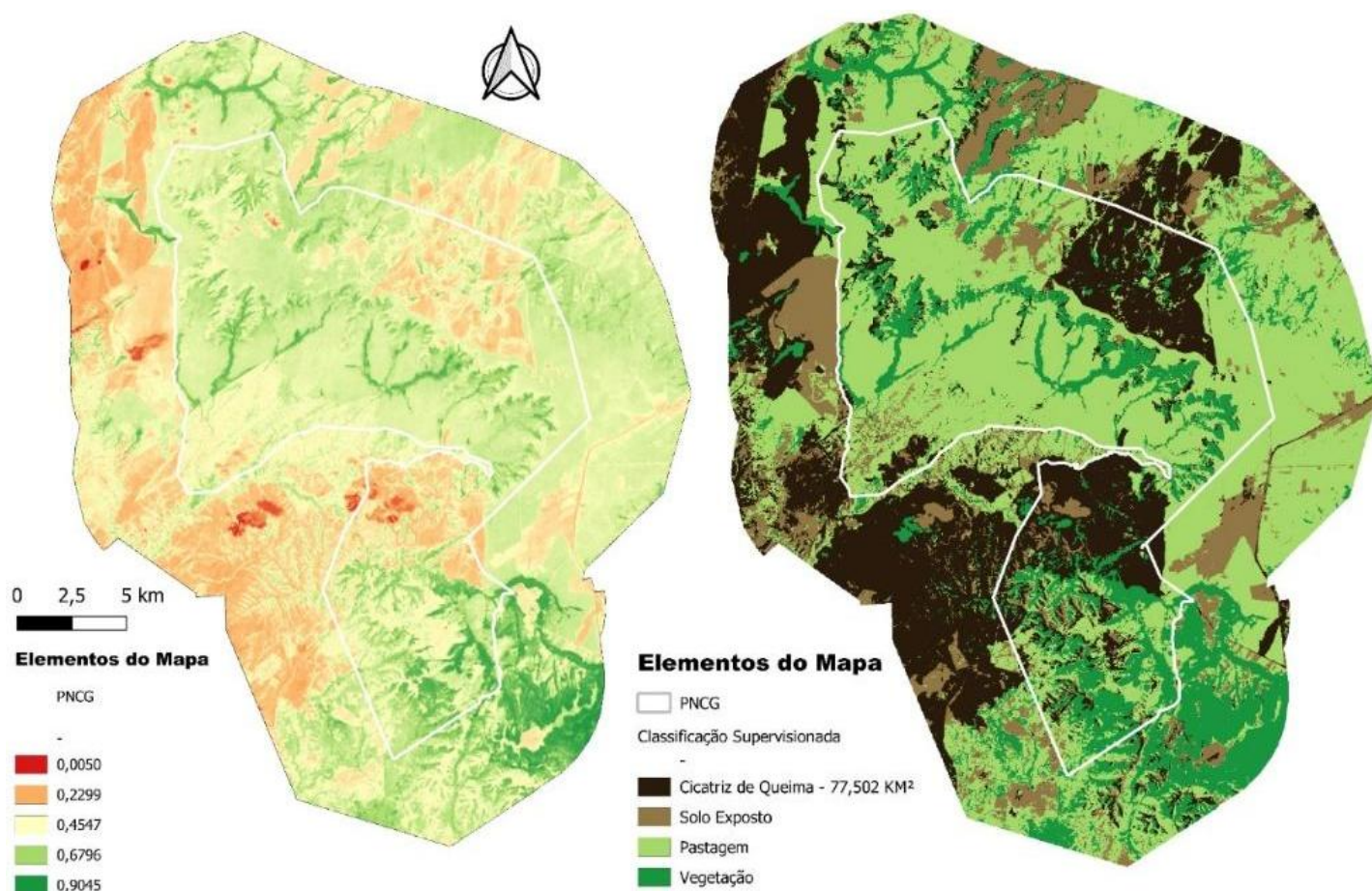


Figura 4 – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) e Classificação supervisionada da área queimada do PNCG, imagem de 19/09/2019 OLI/LANDSAT 7 – 226/71. Fonte: os autores, a partir dos dados da NASA, 2024.

O NDVI foi empregado para inferir variações na cobertura vegetal entre áreas com e sem ocorrência de incêndios. Observou-se que essas áreas apresentaram diferenças significativas nos valores do índice, de acordo com as bandas espectrais utilizadas (Figura 4). As regiões afetadas pelo fogo apresentaram valores de reflectância variando entre 0,0050 e 0,229, indicando menor atividade fotossintética. A redução do NDVI nas manchas de incêndio evidencia os efeitos do fogo sobre a vegetação, resultando em perda de biomassa e de atividade fotossintética (Ivo et al., 2020). As análises confirmaram alterações na cobertura vegetal após o evento extremo, refletidas na extensão da área queimada. Esses resultados provavelmente são importantes, pois as mudanças climáticas causam o aquecimento e a perda severa de umidade da vegetação no Cerrado, aumentando o potencial de incêndio no PNCG.

O NDVI é um indicador eficaz para avaliar a disponibilidade hídrica e a produtividade da vegetação, sendo particularmente útil no Cerrado, onde a sazonalidade climática influencia a fenologia das espécies. Em áreas afetadas por incêndios, observam-se reduções significativas nos valores de NDVI, refletindo a perda de biomassa e atividade fotossintética (Ivo et al., 2020). Além de permitir o monitoramento de variações sazonais e interanuais, o índice contribui para o mapeamento do risco de incêndios. No entanto, variáveis como a dinâmica ecológica de longo prazo e o estresse hídrico acumulado em plantas lenhosas devem ser integradas às análises, pois desempenham papel essencial na ignição e propagação do fogo (Franke et al., 2018; Michael et al., 2021). As mudanças climáticas, ao intensificarem o aquecimento e a secura da vegetação, aumentam o risco de incêndios no Cerrado, especialmente em áreas protegidas como o PNCG.

Em setembro de 2019, foram detectados 9.204 focos de calor no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG). Observou-se, em destaque (círculo em vermelho), uma concentração do fogo na região nordeste em agosto e na região sudeste em setembro, próximo a Zona de Amortecimento. Os primeiros focos de incêndio foram registrados na porção nordeste do PNCG, avançando em direção à região sudoeste (Figura 4). Com base nas datas de detecção e na análise espacial dos focos, constatou-se que o incêndio teve início fora dos limites do parque, em áreas antropizadas. A cicatriz de queima na data de 19/09/2019 abrangeu aproximadamente 77 km², entre as regiões nordeste e sudoeste do parque (INPE, 2023; USGS, 2024).

A maioria dos mapas de risco de incêndio é elaborada com base em informações estáticas, como topografia, densidade da vegetação e umidade instantânea do material combustível, geralmente obtidas por meio de sensores orbitais. No entanto, variáveis fundamentais como a dinâmica de longo prazo da vegetação e o estado de secura acumulada da vegetação lenhosa, que influenciam diretamente a ocorrência e propagação do incêndio, raramente são considerados nos modelos de risco. Portanto, destaca-se a importância de

incorporar a análise da vegetação em escalas temporais ampliadas, por meio do uso do NDVI médio de longo prazo, o qual representa o estado de secura da vegetação e pode aprimorar significativamente o mapeamento de áreas susceptíveis ao fogo (Michael et al., 2021). Nesse contexto, a abordagem de mapeamento da carga de combustível tem se mostrado uma ferramenta eficaz para o gerenciamento integrado do fogo, contribuindo para o planejamento e execução de queimadas prescritas, promoção da pirodiversidade, definição de prioridades de supressão e avaliação das ações de manejo, alinhando-se às metas de conservação ecológica (Franke et al., 2018).

O levantamento da estimativa de densidade de kernel, no período de 2003 a 2023, possibilitou a avaliação da distribuição espacial dos focos de calor (pixels de fogo), identificando as áreas mais atingidas no interior do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (Figura 5).

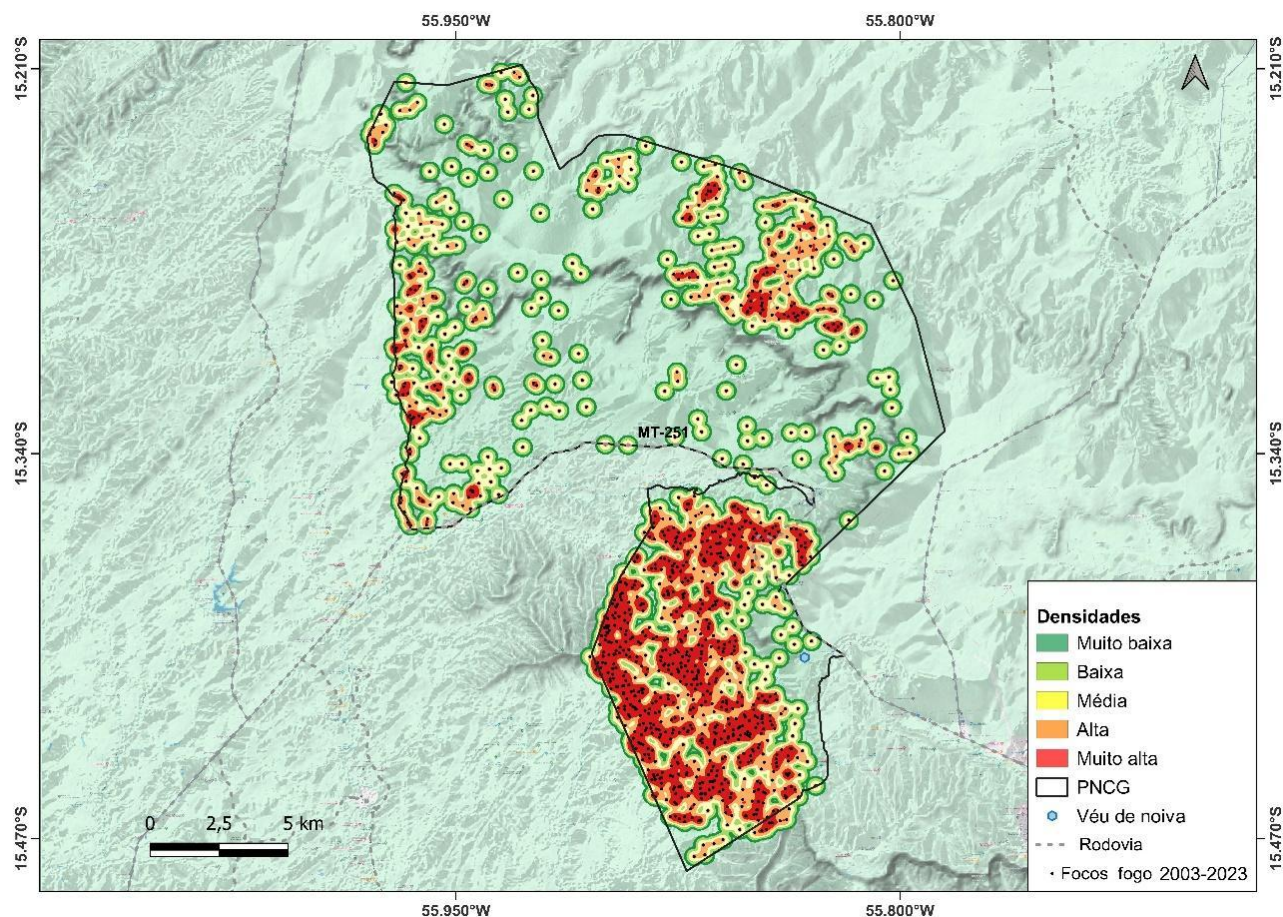


Figura 5 – Distribuição espacial das cicatrizes de incêndio no período de 2003 a 2023 no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG).
Fonte: os autores, a partir dos dados do INPE e da NASA, 2024.

A análise da variação da densidade dos focos de incêndio no período de 2003 e 2023 (Figura 5), evidenciou maior intensidade na região sudoeste do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG),

destacada em círculo vermelho. A classificação da densidade de Kernel dos focos de calor para os anos analisados foi feita com base em percentis. Em 2019 a densidade foi classificada como "muito alta" (acima de 32 focos/km²), enquanto em 2015 foi média e 2017 é muito baixa (Tabela 3).

Tabela 3 – Dados da distribuição de focos de calor (FC, %), área de influência (km²), densidade (focos/km²) em 2015, 2017 e 2019 no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG).

Ano	FC (%)	Área de influência (Km ²)	Densidade (focos/km ²)	Classificação
2015	19	87,97	16,71	Média
2017	19	62,19	11,82	Muito baixa
2019	33	98,00	32,34	Muito alta

Fonte: os autores, a partir dos dados do INPE e da NASA, 2024.

Esses resultados podem ser visualizados nos mapas, gerados por meio da estimativa de densidade de Kernel (Figura 6).

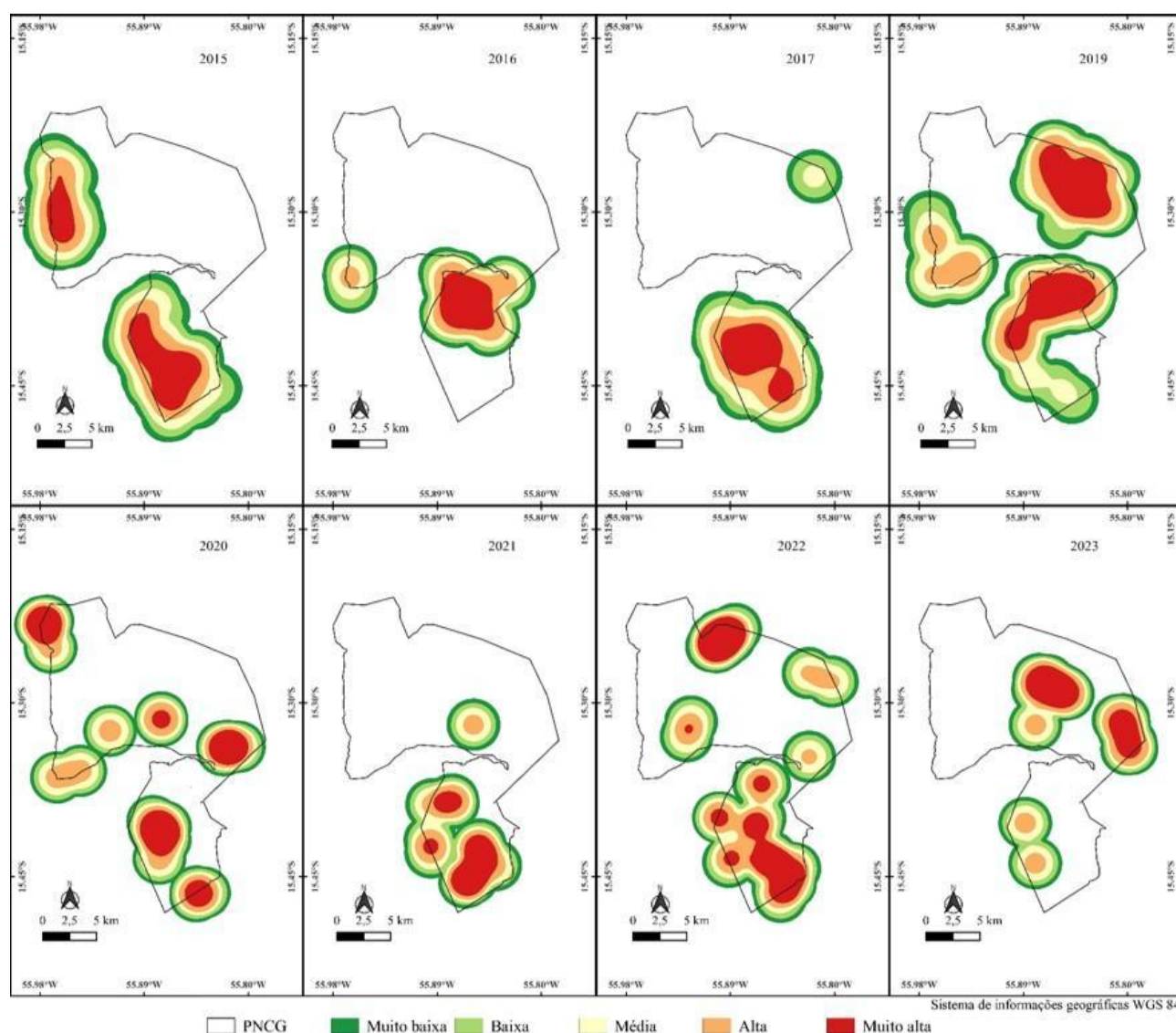


Figura 6 – Distribuição espacial das cicatrizes de incêndio no período de 2015 a 2023, no Parque Nacional de Chapada dos Guimarães.
Fonte: os autores, a partir dos dados do INPE e da NASA, 2024.

A análise da distribuição espacial anual dos focos de incêndio no PNCG indicou densidade muito alta nos anos de 2015, 2017 e 2019, com concentração predominante na porção sudoeste do parque, especialmente na região do circuito de cachoeiras. Na região, são identificadas diversas fitofisionomias: mata semidecídua, mata ciliar, cerradão, cerrado (sentido restrito), campo sujo, campo cerrado e campo cerrado rupestre (Vieira Júnior et al., 2012). Em 2019, destaca-se a ocorrência de duas áreas com alta densidade de focos, uma no sudoeste e outra no noroeste do parque, esta última situada em uma área antropizada, conforme indicado pelo retângulo vermelho na Figura 6.

A estimativa de densidade por Kernel, também conhecida como mapa de calor, é uma técnica estatística que permite representar de forma suavizada a concentração de eventos em uma área geográfica, a partir de

um conjunto de pontos observados. Por meio de uma função bidimensional, pondera a ocorrência de eventos dentro de um raio de influência, destacando áreas com maior ou menor densidade (Barbosa et al., 2014; Da Cruz Teixeira et al., 2021). No contexto do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães, essa técnica mostrou-se eficaz para o monitoramento ambiental e o planejamento de ações de prevenção e combate a incêndios florestais, especialmente por ser de baixo custo e aplicabilidade operacional. Estimar com precisão a dinâmica espaço-temporal dos incêndios é fundamental para compreender seus impactos ecológicos e subsidiar políticas públicas voltadas à conservação de áreas protegidas.

Observa-se um aumento da intensidade do fogo em intervalos mais longos, evidenciando a importância de compreender sua aplicação espaço-temporal sobre a biodiversidade. Modelagens específicas podem auxiliar no direcionamento de estratégias ajustadas às condições locais e aos objetivos de manejo integrado do fogo, como no caso do PNCG (Franke et al., 2018; Chuvieco et al., 2019; Alencar et al., 2022). No Brasil, aproximadamente 83% dos incêndios ocorrem nos biomas Cerrado e Amazônia, onde se verifica um aumento na frequência e na área queimada, reflexo da intensificação das ignições humanas e das mudanças climáticas (Alencar et al., 2022; Mengue, 2022).

Os serviços de gerenciamento de incêndios florestais estão entre os principais usuários de produtos de sensoriamento remoto, amplamente disponíveis por meio de sistemas regionais de informação geográfica. A avaliação anual do risco de incêndio baseia-se, principalmente, em dados do último evento, obtidos via mapeamento de áreas queimadas, contribuindo para o planejamento e a execução de ações de prevenção e combate ao fogo na última década (Corey et al., 2020; Davies et al., 2021). Nesse contexto, o manejo intensivo do fogo tem como objetivo reduzir a frequência, severidade e extensão dos incêndios (Corey et al., 2019).

O uso do fogo controlado e práticas de manejo da terra desempenham um papel estratégico na mitigação dos efeitos da seca e na redução do risco de incêndios, tanto nas condições atuais quanto diante das mudanças climáticas (Nowell et al., 2018). A realização de queimas prescritas, com distintos objetivos de manejo, tem se tornado mais frequente em áreas protegidas (Silva et al., 2022), especialmente em paisagens propensas ao fogo (Davies et al., 2021). Nessas regiões, o Manejo Integrado do Fogo (MIF) é adotado como abordagem sistemática de planejamento para proteger ativos e recursos florestais de forma sustentável.

Entre 2003 e 2023, os incêndios no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães (PNCG) ocorreram majoritariamente entre julho e setembro, com exceção de 2019, quando se estenderam até outubro, apresentando pico em setembro. A distribuição espacial indicou focos iniciando no nordeste e sudoeste do parque, com avanço para o norte e sul, respectivamente, conforme evidenciado nas Figuras 5 e 6. As regiões

com densidade muito alta de focos de calor foram localizadas nas porções nordeste e sudoeste, identificadas por meio da estimativa de densidade de Kernel, uma técnica eficiente, de baixo custo e aplicável ao monitoramento ambiental e à gestão preventiva de incêndios florestais.

Observou-se ainda um padrão de aumento da intensidade do fogo em intervalos mais longos, reforçando a importância de abordagens espaço-temporais e modelagens que orientem estratégias ajustadas às condições locais, como o Manejo Integrado do Fogo (MIF), especialmente eficaz em ecossistemas propensos ao fogo como o Cerrado (Franke et al., 2018; Chuvieco et al., 2019; Alencar et al., 2022).

A política de “Fogo Zero”, predominante na gestão de Unidades de Conservação no Brasil, mostra-se inadequada ao Cerrado, cuja ecologia é adaptada ao fogo. A exclusão do fogo em áreas de vegetação adaptada, como o Cerrado, pode alterar a estrutura e a composição da vegetação, resultando na acumulação de material vegetal seco que se torna combustível em períodos de seca (Schmidt et al., 2018). A queima controlada periódica é reconhecida como uma alternativa viável para a gestão das Unidades de Conservação do Cerrado (Durigan; Ratter, 2016; Fidelis et al., 2018; Schmidt et al., 2018).

Diversos estudos evidenciam os efeitos negativos da supressão do fogo sobre o Cerrado, destacando, sobretudo, a redução na diversidade de órgãos subterrâneos e na densidade de gemas (Bombo et al., 2022). No entanto, o conhecimento sobre a resiliência da comunidade vegetal frente ao distúrbio do fogo ainda é incipiente (Buisson et al., 2019), especialmente no que se refere aos efeitos provocados por longos períodos de exclusão do fogo sobre os mecanismos de recuperação ecológica. Considerando a elevada vulnerabilidade dessas áreas e sua frequente negligência em políticas públicas ambientais, os esforços voltados à compreensão desses processos representam uma oportunidade estratégica para integrar conhecimentos teóricos e práticos voltados à conservação e restauração das fisionomias savânicas do Cerrado.

Diante disso, recomenda-se que a gestão do PNCG amplie suas ações preventivas ao longo de todo o ano, contemplando todas as fases do ciclo de manejo do fogo, prevenção, preparação, resposta e responsabilização, e não apenas o combate reativo aos incêndios. O conjunto de dados gerado neste estudo pode subsidiar políticas públicas mais eficazes de prevenção e controle dos incêndios florestais no Cerrado brasileiro.

IV. CONSIDERAÇÕES FINAIS

- A aplicação do Índice de Umidade Perpendicular (PMI) permitiu avaliar a variabilidade inter e intra-anual da suscetibilidade da vegetação ao fogo durante a estação seca, fornecendo subsídios importantes para o planejamento de ações preventivas em períodos críticos.
- O incêndio ocorrido em 2019 no Parque Nacional da Chapada dos Guimarães resultou em expressiva redução dos valores de NDVI, refletindo perdas significativas de biomassa e alterações na atividade fotossintética da vegetação durante o período seco.
- A estimativa de densidade de Kernel revelou-se uma ferramenta eficaz para identificar padrões espaciais de recorrência de incêndios, destacando áreas críticas de cicatrizes de queima ao longo de duas décadas. Essas informações são essenciais para orientar o manejo adaptativo do fogo e a conservação de áreas protegidas no Cerrado.

Agradecimentos

Os autores expressam a sua sincera gratidão às instituições que apoiaram o desenvolvimento desta pesquisa: a Universidade Federal de Mato Grosso (UFMT), a Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) e a administração do Parque Nacional de Chapada dos Guimarães representada pelo ICMBIO.

V. REFERÊNCIAS

- ALENCAR, A. A.; ARRUDA, V. L.; SILVA, W. V. D.; CONCIANI, D. E.; COSTA, D. P.; CRUSCO, N., ...; Vélez-Martin, E. Long-term landsat-based monthly burned area dataset for the Brazilian biomes using deep learning. *Remote Sensing*, v. 14, n. 11, p. 2510, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14112510>.
- ALVES, L. K.; FIGUEIREDO, T. D.; ROYER, A. C.; NÓVOA-MUÑOZ, J. C.; MÉNDEZ-LÓPEZ, M.; FONSECA, F. Erosão do solo em áreas de matos de montanha: efeito do fogo controlado. *Revista de Ciências Agrárias*, v. 45, n. 4, p. 541-545, 2023. DOI: <https://doi.org/10.19084/rca.28636>.
- ANDELA, N.; MORTON, D. C.; GIGLIO, L.; PAUGAM, R.; CHEN, Y.; HANSON, S.; VAN DER WERF, G. R.; RANDERSON, J. T. "The Global Fire Atlas of individual fire size, duration, speed, and direction." *Earth System Science Data*, 11, 529–552, 2019. DOI: <https://doi.org/10.5194/essd-11-529-2019>.
- ANG, R.; JIN, M.; MAO, J.; RICCIUTO, D. M.; CHEN, A.; ZHANG, Y. Quantifying wildfire drivers and predictability in boreal peatlands using a two-step error-correcting machine learning framework in TeFire v1. 0. *Geoscientific Model Development*, v. 17, n. 4, p. 1525-1542, 2024. DOI: <https://doi.org/10.5194/gmd-17-1525-2024>.
- BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. Interactive spatial data analysis. Essex: Longman Scientific & Technical, 1995.

BARBOSA, N. F.; STOSIC, B. D.; STOSIC, T.; LOPES, P. M.; MOURA, G. B. D. A.; MELO, J. S. Kernel smoothing of rainfall data from the Northeast of Brazil. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 18, n. 7, p. 742-747, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1590/S1415-43662014000700011>.

BOMBO, A. B.; APPEZZATO-DA-GLÓRIA, B.; FIDELIS, A. Fire exclusion changes belowground bud bank and bud-bearing organ composition jeopardizing open savanna resilience. *Oecologia*, 199(1), 153–164. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00442-022-05172-1>.

BOWMAN, D. M.; KOLDEN, C. A.; ABATZOGLOU, J. T.; JOHNSTON, F. H.; VAN DER WERF, G. R.; FLANNIGAN, M. Vegetation fires in the Anthropocene. *Nature Reviews Earth & Environment*, v. 1, n. 10, p. 500-515, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0085-3>.

BUISSON, E.; LE STRADIC, S.; SILVEIRA, F. A. O.; DURIGAN, G.; OVERBECK, G. E.; FIDELIS, A.; FERNANDES, G. W.; BOND, W. J.; HERMANN, J. M.; MAHY, G.; ALVARADO, S. T.; ZALOUMIS, N. P.; VELDMAN, J. W. Resilience and restoration of tropical and subtropical grasslands, savannas, and grassy woodlands. *Biological Reviews*, 94, 590–609, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1111/brv.12470>.

CARVALHO, A. C. X.; JUSTI, A. C. A.; SANCHES, L.; DE SOUZA NOGUEIRA, J. Influência da temperatura do ar, umidade relativa do ar e precipitação na produção de serrapilheira no norte do Pantanal Mato-Grossense. *Revista Brasileira de Climatologia*, [S.l.], v. 29, oct. 2021.

CERTINI, G.; MOYA, D.; LUCAS-BORJA, M. E.; MASTROLONARDO, G. The impact of fire on soil-dwelling biota: A review. *Forest Ecology and Management*, v. 488, p. 118989, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.118989>.

CHUVIECO, E.; MOUILLOT, F.; VAN DER WERF, G. R.; SAN MIGUEL, J.; TANASE, M.; KOUTSIAS, N.; ...; GIGLIO, L.I. Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. *Remote Sensing of Environment*, v. 225, p. 45-64, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>.

CNN BRASIL. Estudo da ONU sobre incêndios florestais: é hora de “aprender a viver com fogo”. Disponível em: <https://www.cnnbrasil.com.br/internacional/estudo-da-onu-sobre-incendios-florestais-e-hora-de-aprender-a-viver-com-fogo/>. Acesso em: 19 maio 2022.

COPERNICUS. Climate Change Service. Climate datasets. Disponível em: <https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>. Acesso em: 16 abr. 2024.

COREY, B.; ANDERSEN, A. N.; LEGGE, S.; WOINARSKI, J. C.; RADFORD, I. J.; PERRY, J. J. Better biodiversity accounting is needed to prevent bioperversity and maximize co-benefits from savanna burning. *Conservation Letters*, v. 13, n. 1, p. e12685, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1111/conl.12685>.

TEIXEIRA, N. C. C.; DE MORAIS DANELICHEN, V. H.; PEREIRA, O. A.; SEIXAS, G. B. Dynamics of fires in the municipality of Cuiabá-MT by remote sensing. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 14, n. 02, p. 607-618, 2021. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v14.2.p607-618>.

DANTAS, V. L.; HIROTA, M.; OLIVEIRA, R. S.; PAUSAS, J. G. Disturbance maintains alternative biome states. *Ecology Letters*, 19(1), 12–19, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1111/ele.12537>.

DA SILVA JÚNIOR, J. A.; PACHECO, A. P. 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, 2022.

LIMA, E. G. S.; KATO, O. R.; DE FREITAS, T. P. M.; NAGAISHI, T. Y. R.; COSTA, M. D. S. S.; DA SILVA, J. D. S. L.; ...; MALTAROLO, B. M. Uso de sistemas alternativos e a redução das queimadas: uma análise temporal de focos de calor nos municípios de Igarapé-Açu e Marapanim, Pará. *Brazilian Journal of Development*, v. 7, n. 1, p. 11345-11371, 2021. DOI: <https://doi.org/10.34117/bjdv7n1-775>.

DAVIES, H. F.; VISINTIN, C.; GILLESPIE, G. R.; MURPHY, B. P. Investigating the effects of fire management on savanna biodiversity with grid-based spatially explicit population simulations. *Journal of Applied Ecology*, v. 58, n. 3, p. 677-686, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1111/1365-2664.13801>.

DE OLIVEIRA, M. V. N.; WHITE, B. L. A.; RIBEIRO, G. T. Quantificação do material combustível em fragmento de Mata Atlântica no nordeste brasileiro. *Pesquisa Florestal Brasileira*, v. 38, 2018. DOI: <https://doi.org/10.4336/2018.pfb.38e201701449>.

DE OLIVEIRA, F. R. V.; DANELICHEN, V. H. M. Mapping the dynamics of fire scars in the municipalities of Cuiabá and Chapada dos Guimarães - MT. *UNICIÊNCIAS*, v. 27, n. 2, p. 95-99, 2023. DOI: <https://doi.org/10.17921/1415-5141.2023v27n2p95-99>.

DE OLIVEIRA APARECIDO, L. E.; MORAES, J. R. S. C.; DE MENESES, K. C.; TORSONI, G. B.; DE LIMA, R. F.; COSTA, C. T. S. Köppen-Geiger and Camargo climate classifications for the Midwest of Brasil. *Theoretical and Applied Climatology*, v. 142, p. 1133-1145, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-020-03358-2>.

DUONG, T. Kernel density estimation and kernel discriminant analysis for multivariate data in R. *Journal of Statistical Software*, v. 21, n. 7, p. 1-16, 2007. DOI: <https://doi.org/10.18637/jss.v021.i07>.

DURIGAN, G.; RATTER, J. A. The need for a consistent fire policy for Cerrado conservation. *Journal of Applied Ecology*, 53(1), 11–15, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12559>.

EDWARDS, A.; ARCHER, R.; DE BRUYN, P.; EVANS, J.; LEWIS, B.; VIGILANTE, T.; ...; RUSSELL-SMITH, J. Transforming fire management in northern Australia through successful implementation of savanna burning emissions reductions projects. *Journal of environmental management*, v. 290, p. 112568, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112568>.

FIDELIS, A.; ALVARADO, S.; BARRADAS, A.; PIVELLO, V. The Year 2017: Megafires and Management in the Cerrado. *Fire*, 1(3), 49, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/fire1030049>.

FRANKE, J.; BARRADAS, A. C. S.; BORGES, M. A.; COSTA, M. M.; DIAS, P. A.; HOFFMANN, A. A.; ...; SIEGERT, F. Fuel load mapping in the Brazilian Cerrado in support of integrated fire management. *Remote Sensing of Environment*, v. 217, p. 221-232, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.018>.

FUNDAÇÃO BRASILEIRA PARA O DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL (FBDS). Projeto de Mapeamento em Alta Resolução dos Biomas Brasileiros. Disponível em: <https://geo.fbds.org.br/>. Acesso em: 10 mar. 2023.

GAO, B. C. NDWI — A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3).

HOKI, V. D. S. P.; SANCHES, L.; JUNIOR, G. N. R. C.; PINTO JÚNIOR, O. B. P. Análise dos focos de calor em diferentes faixas de áreas de influência da rodovia BR-242, Nova Ubiratã-MT. *Nativa*, v. 9, n. 2, p. 129-134, 2021. DOI: [10.31413/nativa.v9i2.10794](https://doi.org/10.31413/nativa.v9i2.10794).

HOU, X.; ORTH, R. Observational evidence of wildfire-promoting soil moisture anomalies. *Scientific reports*, v. 10, n. 1, p. 1-8, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-67530-4>.

HUESCA, M.; LITAGO, J.; MERINO-DE-MIGUEL, S.; CICUENDEZ-LÓPEZ-OCAÑA, V.; PALACIOS-ORUETA, A. Modeling and forecasting MODIS-based Fire Potential Index on a pixel basis using time series models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 26, p. 363-376, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.09.003>.

IBGE [INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA]. Biomas e sistema costeiro-marinho do Brasil: compatível com a escala 1:250.000. Rio de Janeiro, Coordenação de Recursos Naturais e Estudos Ambientais. 168 p. (Relatórios metodológicos, v. 45). 2019.

INMET [INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA]. Seção de Armazenamento de Dados Meteorológicos (SADMET). Disponível em: <https://portal.inmet.gov.br/>. Acesso em: 25 mar. 2024.

INTERMAT [INSTITUTO DE TERRAS DE MATO GROSSO]. Banco de dados cartográficos. Disponível em: <http://www.intermat.mt.gov.br/-/11303036-banco-de-dados-cartograficos>. Acesso em: 25 jan. 2023.

IVO, I. O.; BIUDES, M. S.; VOURLITIS, G. L.; MACHADO, N. G.; MARTIM, C. C. Effect of fires on biophysical parameters, energy balance and evapotranspiration in a protected area in the Brazilian Cerrado. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19, 100342, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100342>.

KRUEGER, E. S.; LEVI, M. R.; ACHIENG, K. O.; BOLTEN, J. D.; CARLSON, J. D.; COOPS, N. C.; ...; OCHSNER, T. E. Using soil moisture information to better understand and predict wildfire danger: a review of recent developments and outstanding questions. *International journal of wildland fire*, v. 32, n. 2, p. 111-132, 2022. <https://doi.org/10.1071/WF22056>.

KUHN, C. E. S.; SANTOS, F. R. P. Geoparque Chapada dos Guimarães: uma viagem pela história do planeta. Cuiabá/MT. Associação Profissional dos Geólogos do Estado de Mato Grosso – AGEMAT, Federação Brasileira de Geólogos – FEBRAGEO, 2021.

LONG, T.; ZHANG, Z.; HE, G.; JIAO, W.; TANG, C.; WU, B.; ZHANG, X.; WANG, G.; YIN, R. 30 m Resolution Global Annual Burned Area Mapping Based on Landsat Images and Google Earth Engine. *Remote Sens.* 2019, 11, 489. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11050489>.

MACHADO, M. S.; BERENGUER, E.; BRANDO, P. M.; ALENCAR, A.; OLIVERAS MENOR, I.; BARLOW, J.; MALHI, Yal. Emergency policies are not enough to resolve Amazonia's fire crisis. *Communications Earth & Environment*, v. 5, n. 1, p. 204, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01344-4>.

MAFFEI, C.; MENENTI, M. A MODIS-based perpendicular moisture index to retrieve leaf moisture content of forest canopies. *International Journal of Remote Sensing*, v. 35, n. 5, p. 1829-1845, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2013.879348>.

MAFFEI, C.; MENENTI, M. Predicting forest fires burned area and rate of spread from pre-fire multispectral satellite measurements. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 158, p. 263-278, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.10.013>.

MAFFEI, C.; LINDENBERGH, R.; MENENTI, M. Combining multi-spectral and thermal remote sensing to predict forest fire characteristics. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 181, p. 400-412, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.09.016>.

MAPBIOMAS. Coleção da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso de Solo do Brasil disponível no site <https://plataforma.mapbiomas.org/map#coverage>. <https://mapbiomas.org/estatisticas>. Acesso em: 18 jan. 2024.

MCLAUCHLAN, K. K.; HIGUERA, P. E.; MIESEL, J.; ROGERS, B. M.; SCHWEITZER, J.; SHUMAN, J. K.; ...; WATTS, A. C. Fire as a fundamental ecological process: Research advances and frontiers. *Journal of Ecology*, v. 108, n. 5, p. 2047-2069, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1111/1365-2745.13403>.

MENGUE, V. P. Análise espacial dos registros de focos de calor na área de proteção ambiental do Parque Nacional da Chapada dos Guimarães/MT entre os anos de 2002 a 2021. *Revista Geoaraguaia*, v. 12, n. 2, p. 84-105. 2022. DOI: <https://doi.org/10.46636/recital.v3i3.219>.

MICHAEL, Y.; HELMAN, D.; GLICKMAN, O.; GABAY, D.; BRENNER, S.; LENSKY, I. M. Forecasting fire risk with machine learning and dynamic information derived from satellite vegetation index time-series. *Science of The Total Environment*, 764, 142844. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.142844>.

MOURA, L. C.; SCARIOT, A.; OSCHMIDT, I. B.; BEATTY, R.; RUSSELL-SMITH, J. I. The legacy of colonial fire management policies on traditional livelihoods and ecological sustainability in savannas: Impacts, consequences, new directions. *Journal of Environmental Management*, v. 232, p. 600-606, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.11.057>.

NASCIMENTO, D. T. F.; NOVAIS, G. T. Clima do Cerrado: dinâmica atmosférica e características, variabilidades e tipologias climáticas. *Eliséé*, v. 9, n. 2, p. e922021, 2020.

NASA. Application for Extracting and Exploring Analysis Ready Samples (AppEEARS). Ver. 3.53. NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC), USGS/Earth Resources Observation and Science (EROS) Center, Sioux Falls, South Dakota, USA. Disponível em: <https://appeears.earthdatacloud.nasa.gov>. Acesso em: maio 2024.

NASA. Fire Information for Resource Management System (FIRMS). Disponível em: <https://earthdata.nasa.gov/firms>. Acesso em: 10 mar. 2024.

NOGUEIRA, J. M.; RAMBAL, S.; BARBOSA, J. P. R.; MOUILLLOT, F. Spatial pattern of the seasonal drought/burned area relationship across Brazilian biomes: Sensitivity to drought metrics and global remote-sensing fire products. *Climate*, v. 5, n. 2, p. 42, 2017. DOI: <https://doi.org/10.3390/cli5020042>.

NOWELL, H. K.; HOLMES, C. D.; ROBERTSON, K.; TESKE, C.; HIERS, J. K. A new picture of fire extent, variability, and drought interaction in prescribed fire landscapes: Insights from Florida government records. *Geophysical research letters*, v. 45, n. 15, p. 7874-7884, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1029/2018GL078679>.

OLIVEIRA, A. S.; SOARES-FILHO, B. S.; OLIVEIRA, U.; VAN DER HOFF, R.; CARVALHO-RIBEIRO, S. M.; OLIVEIRA, A. R., ...; RAJÃO, R. G. Costs and effectiveness of public and private fire management programs in the Brazilian Amazon and Cerrado. *Forest Policy and Economics*, v. 127, p. 102447, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.forpol.2021.102447>.

OLIVEIRA, J. F.; PINTO, J. A.; COSTA, D. A.; PASSOS, A. K. A.; SILVA, W. B. Uma Análise das Ocorrências de Fogo e Incêndios Florestais no Parque Nacional da Chapada Diamantina entre 2015 e 2020. In: *Anais do XVI Escola Regional de Banco de Dados*. SBC, p. 71-80, 2021. DOI: <https://doi.org/10.5753/erbd.2021.17240>.

PARZEN, E. On estimation of a probability density function and mode. *The annals of mathematical statistics*, v. 33, n. 3, p. 1065-1076, 1962.

PETTORELLI, N.; VIK, J. O.; MYSTERUD, A.; GAILLARD, J. M.; TUCKER, C. J.; STENSETH, N. C. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends in ecology & evolution*, v. 20, n. 9, p. 503-510, 2005.

RAMOS, D. M.; ANDRADE, J. M.; ALBERTON, B. C.; MOURA, M. S.; DOMINGUES, T. F.; NEVES, N.; ...; CUNHA, J. Multiscale phenology of seasonally dry tropical forests in an aridity gradient. *Frontiers in Environmental Science*, v. 11, p. 1275844, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenvs.2023.1275844>.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *NASA Spec. Publ*, v. 351, n. 1, p. 309, 1974.

SCHMIDT, I. B.; MOURA, L. C.; FERREIRA, M. C.; ELOY, L.; SAMPAIO, A. B.; DIAS, P. A.; BERLINCK, C. N. Fire management in the Brazilian savanna: First steps and the way forward. *Journal of Applied Ecology*, 55(5), 2094–2101, 2018. DOI:<https://doi.org/10.1111/1365-2664.13118>.

SILVA, C.; VIANA, I.; SOUZA, D. D.; SILVA, D.; PORTELLA, A.; GIONGO, M. Efeito do fogo na abundância e diversidade fúngica no solo do Cerrado. *Ciência Florestal*, v. 31, p. 1910-1929, 2022. DOI: <https://doi.org/10.5902/1980509854717>.

SMIRAGLIA, D.; FILIPPONI, F.; MANDRONE, S.; TORNATO, A.; TARAMELLI, A. Agreement index for burned area mapping: Integration of multiple spectral indices using Sentinel-2 satellite images. *Remote Sensing*, v. 12, n. 11, p. 1862, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12111862>.

SUNGMIN, O.; ORTH, R.; SENEVIRATNE, S. I. Observational evidence of wildfire-promoting soil moisture anomalies. *Scientific Reports*, [S.l.], v. 10, 11008, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-67864-2>.

SZPAKOWSKI, D. M.; JENSEN, J. L. R. A review of the applications of remote sensing in fire ecology. *Remote sensing*, v. 11, n. 22, p. 2638, 2019.

USGS. Birgit Peterson, PhD. Centro de Observação e Ciência de Recursos Terrestres (EROS). Disponível em: <https://www.usgs.gov/centers/eros/news/remote-sensing-characterization-post-fire-vegetation-recovery>. Acesso em: 12 jun. 2024.

USGS. Landsat Surface Reflectance-Derived Spectral Indices. Disponível em: <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-normalized-burn-ratio>. Acesso em: 27 set 2024.

VADREVU, K. P.; SISZAR, I.; ELLICOTT, E.; GIGLIO, L.; BADRINATH, K. V. S.; VERMOTE, E.; JUSTICE, C. Hotspot analysis of vegetation fires and intensity in the Indian region. *IEEE Journal of selected topics in applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 6, n. 1, p. 224-238, 2012. DOI: 10.1109/JSTARS.2012.2210699.

VECCHI JUNIOR, K. Variação espacial e temporal da composição de assembleias de gafanhotos (Orthoptera: Caelifera) em áreas de Cerrado na Chapada dos Guimarães -MT, Brasil. 2018.

VIEIRA JÚNIOR, H. T.; MORAES, J. M.; PAULA, T. L. F. D. "Geoparque Chapada Dos Guimarães (MT): Proposta." CPRM, 2012.

YAHIA, O.; GHABI, M.; KAROUI, M. S. The Prediction of Regional Wildfire Risk Using High-Resolution Remotely Sensed Soil Moisture Content Estimation, Case Study: Sidi Douma Forest, Saida, Algeria. In: *IGARSS 2023-2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, 2023. p. 3387-3390. DOI: 10.1109/IGARSS52108.2023.10281986.