



**MAPEAMENTO DE CICATRIZES DE ÁREAS QUEIMADAS NO
CERRADO, USANDO IMAGENS LANDSAT, GOOGLE EARTH
ENGINE E DEEP LEARNING**

VERA LAÍSA DA SILVA ARRUDA

**DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL**



**FACULDADE DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA-UnB**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS**

**MAPEAMENTO DE CICATRIZES DE ÁREAS QUEIMADAS
NO CERRADO, USANDO IMAGENS LANDSAT, GOOGLE
EARTH ENGINE E DEEP LEARNING**

VERA LAÍSA DA SILVA ARRUDA

**ORIENTADOR: Prof. Dr. REGINALDO SÉRGIO PEREIRA
COORIENTADOR: Prof. Dr. ERALDO APARECIDO TRONDOLI MATRICARDI**

**BRASÍLIA – DF
ABRIL DE 2021**

**UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA
FACULDADE DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
FLORESTAIS**

**Mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Cerrado, usando
imagens Landsat, Google Earth Engine e Deep Learning**

VERA LAÍSA DA SILVA ARRUDA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO ACADÊMICO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS FLORESTAIS, DO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA FLORESTAL, DA FACULDADE DE TECNOLOGIA DA UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA, COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE.

APROVADA POR:

Prof. Dr. REGINALDO SÉRGIO PEREIRA (Departamento de Engenharia Florestal – EFL/UnB);
(Orientador)

Prof. Dr. EDER PEREIRA MIGUEL (Departamento de Engenharia Florestal – EFL/UnB);
(Examinador Interno)

Prof. Dr. EDSON EYJI SANO (Embrapa Cerrados);
(Examinador Externo)

Prof. Dr. ANTONIO FELIPE COUTO JÚNIOR (UnB - Planaltina);
(Examinador Externo - Suplente)

Brasília – DF, 01 de Abril de 2021.

FICHA CATALOGRÁFICA

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade de Brasília.

ARRUDA, VERA LAÍSA DA SILVA

Mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Cerrado usando imagens Landsat, Google Earth Engine e Deep Learning. 62 p., 210 x297 mm
(EFL/FT/UnB, Mestre, Dissertação de Mestrado – Universidade Brasília
Faculdade de Tecnologia, Departamento de Engenharia Florestal)

- | | |
|------------------------|-------------------------|
| 1- Cerrado | 5. Sensoriamento Remoto |
| 2- Fogo | |
| 3- Deep Learning | |
| 4. Google Earth Engine | |

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

Arruda, V. L S. (2021). Mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Cerrado usando imagens Landsat, Google Earth Engine e Deep Learning. Dissertação de Mestrado, Publicação PPG EFL.DM 197/2021, Departamento de Engenharia Florestal, Universidade de Brasília, DF, 61p.

CESSÃO DE DIREITOS

AUTOR: Vera Laísa da Sila Arruda

TÍTULO: Mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Cerrado usando imagens Landsat, Google Earth Engine e Deep Learning

GRAU: Mestre

ANO:2021

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

Vera Laísa da Silva Arruda
vera.laisa@gmail.com

Dedico este trabalho aos povos e populações tradicionais do Cerrado, e a todos aqueles que, em meio às incertezas e desafios, trabalham pela transformação da sociedade através do conhecimento.

“Toda a nossa ciência, comparada com a realidade, é primitiva e infantil – e, no entanto, é a coisa mais preciosa que temos”. (Albert Einstein)

Agradecimentos

Aos meus pais, Vera e Walto, meus alicerces que me apoiam em todos os momentos da minha vida.

Meus amigos e familiares, que me ajudaram, mesmo sem saber, nos momentos mais desafiadores.

Ao meu Orientador professor Dr. Reginaldo Pereira que se dispôs a me orientar e me ajudar na realização deste trabalho, e por toda confiança e liberdade.

Ao Coorientador professor Dr. Eraldo Matricardi que se dispôs a me ajudar em todos os aspectos que precisei e foi essencial desde o início da minha caminhada profissional.

A todos os colegas e profissionais do IPAM que fizeram parte desse trabalho, essenciais para o andamento do projeto e insights ao longo do percurso.

A todos os meus professores, colegas, amigos, e pessoas que estiveram presentes ao longo destes dois anos de Mestrado.

RESUMO

O bioma Cerrado é caracterizado por um mosaico de diferentes tipos de vegetação, com um dos maiores níveis de biodiversidade do mundo. O fogo tem contribuído historicamente para moldar a vegetação natural e agora está sendo usado no manejo de sistemas agrícolas e pastagens. O regime de fogo tem mudado nas últimas décadas, consequentemente, o seu mapeamento, distribuição espacial e dinâmica do fogo são cruciais para avaliar seus impactos sobre os ecossistemas e para definir estratégias e medidas de controle e prevenção de fogo. Neste estudo, foi desenvolvida uma metodologia semi-automática para o mapeamento de áreas queimadas no bioma Cerrado, utilizando imagens do satélite Landsat e algoritmo *Deep Learning*, implementado nas plataformas *Google Earth Engine* e *Google Cloud Storage*. Foi obtida uma acurácia de 97% a partir de validação com 2.200 pontos. Com a eficiência da metodologia para o mapeamento de cicatrizes de fogo no ano de 2017, foi ampliada a metodologia para os anos de 2000 a 2019, para melhor entendimento do comportamento do fogo no Cerrado. A partir dessa série histórica, foi estimado que 41% do Cerrado já teve a presença de fogo em algum momento, sendo que a área média queimada anualmente é de 109.138 km² (5,4% do Bioma). Em relação à recorrência de fogo em uma mesma área, foi possível observar que 270.601 km² queimaram de 2 a 3 vezes, 181.612 km² queimaram de 4 a 10 vezes e 13.085 km² queimaram mais de 10 vezes, mostrando como as mudanças do uso da terra tem alterado o regime do fogo para intervalos mais frequentes. Em relação aos tipos de superfície sobre as quais se registram áreas queimadas, as queimadas sobre áreas de formação vegetal natural (formação florestal, savânica e campestre) predominam em relação às áreas de uso. Proporcionalmente às áreas das categorias fundiárias do Bioma, o fogo predomina em áreas protegidas (terras indígenas, unidades de conservação e territórios quilombolas). As análises realizadas demonstram o potencial de dados de sensoriamento remoto como as séries temporais do satélite Landsat utilizados pelo projeto MapBiomias para explorar a variação de padrões espaço-temporais de ocorrência do fogo. Os resultados também destacam a importância da adoção de estratégias de gestão e políticas orientadas para a conservação do Cerrado. Nas últimas décadas, a ocorrência de fogo tem aumentado, consequentemente, as emissões de gases de efeito estufa também tendem a aumentar. Sendo assim, os gestores de políticas públicas e planos de gestão devem considerar cenários futuros de mudanças climáticas envolvendo maiores riscos de ocorrência de fogo.

Palavras-chave: Bioma Cerrado; Fogo; Área queimada; Google Earth Engine; Deep Learning; Comportamento do Fogo; Sensoriamento remoto; Imagens Landsat.

ABSTRACT

The Cerrado biome is enhanced by a mosaic of different vegetation types with one of the highest levels of biodiversity in the world. Fires have historically contributed to shaping natural vegetation and are now used in the management of agricultural systems and pastures. The fire regime has changed in recent decades, consequently, mapping the spatial and dynamic distribution of fire is crucial to assess its impacts on ecosystems and to define, control, and prevent fire measures. In this study, we developed a methodology for mapping burnt areas in the Cerrado biome, using Landsat images and a *Deep Learning* algorithm; implemented in the *Google Earth Engine* platform and *Google Cloud Storage* platform. We obtained 97% accuracy from validation evolving 2,200 points. Based on the efficiency of the methodology for mapping scars in 2017, the methodology was extended from 2000 to 2019, to better understand the behavior of fire in the Cerrado. From the historical series, it was estimated that 41% of the Cerrado were already burned at some point in the time, with the average area burned representing 109,138 km² (5.4% of the Biome). Regarding the recurrence of fire in the same area, we observed that 270,601 km² burned 2 to 3 times, 181,612 km² burned 4 to 10 times, and 13,085 km² burned more than 10 times, showing how the changes in land use have altered the fire regime to more frequent intervals. Regarding the types of surface on which burned areas are recorded, burning areas over natural vegetation (forest, savanna and grassland) predominates over anthropic areas. Proportionally to the areas of the biome's land categories, fire predominates in protected areas (indigenous lands, conservation units and quilombola territories). The analyzes demonstrate the potential of remote sensing products, such as those Landsat time series used by the MapBiomas project, to explore the spatio-temporal variations of fire occurrences. The results also highlight the importance of adopting management measures and policies aimed at the conservation of the Cerrado. In the last decades, the occurrence of fire has increased, consequently, CO₂ emissions also has increased. Thus, decision makers of public policies and management plans need to consider future scenarios of climate change and greater risks of fire occurrences.

Keywords: Cerrado Biome; Fire; Burnt area; Google Earth Engine; Deep Learning; Fire Behavior; Remote sensing; Landsat images.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	10
CAPÍTULO 1	10
CAPÍTULO 2	10
LISTA DE TABELAS	11
LISTA DE SIGLAS	12
INTRODUÇÃO GERAL	13
QUESTÕES DE PESQUISA	14
JUSTIFICATIVA	14
ESCOPO E OBJETIVOS GERAIS DA DISSERTAÇÃO	15
CAPÍTULO 1 – DESENVOLVIMENTO DE TÉCNICA SEMI-AUTOMÁTICA PARA MAPEAMENTO DE ÁREAS QUEIMADAS NO CERRADO	16
1. INTRODUCTION	17
2. MATERIAL AND METHODS	19
2.1. <i>Study region</i>	19
2.2. <i>Datasets</i>	21
2.3. <i>Cloud computing</i>	21
2.4. <i>Burned area mapping</i>	22
2.4.1 <i>Training samples dataset</i>	23
2.4.2 <i>Model building and testing</i>	24
2.4.3 <i>Model prediction</i>	25
2.4.4 <i>Accuracy and concordance assessments</i>	26
3. RESULTS	26
3.1. <i>Optimal period of burn scar mapping</i>	26
3.2. <i>Burned areas in 2017</i>	27
3.3. <i>Concordance assessment/validation</i>	29
4. DISCUSSION	32
4. CONCLUSIONS	33
SUPPLEMENTAL MATERIALS	35
REFERENCES	37
CAPÍTULO 2 – COMPORTAMENTO ESPAÇO-TEMPORAL DO FOGO NO CERRADO NO PERÍODO DE 2000 A 2019	40
1. INTRODUÇÃO	40
2. MATERIAL E MÉTODOS	41
2.1. <i>Área de estudo</i>	41
2.2. <i>Base de dados</i>	43
2.3. <i>Série histórica de cicatrizes de queimadas no Cerrado (2000 a 2019)</i>	44
2.3.1 <i>Conjunto de dados de amostras de treinamento</i>	44
2.3.2 <i>Classificação de área queimada com Deep Learning</i>	47
2.4. <i>Análise do comportamento do fogo no Cerrado em duas décadas</i>	48
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	49
3.1. <i>Série histórica de cicatrizes de fogo no Cerrado (2000 a 2019)</i>	49
3.2. <i>Comportamento do fogo no Cerrado em duas décadas</i>	50
3.2.1 <i>Frequência do fogo no Cerrado de 2000 a 2019</i>	51
3.2.2 <i>Área queimada anual por classes de uso e cobertura do solo</i>	52
3.2.3 <i>Área queimada por categorias fundiárias</i>	55
4. CONCLUSÕES	56

LISTA DE FIGURAS

Capítulo 1

Figure 1 - Study area location that encompasses the entire Cerrado biome in Brazil, a region covered by vegetation types similar to African savanna, and its correspondent land use and land cover classes according to the MapBiomias Collection 4.1 (MapBiomias, 2020).....	20
Figure 2 - Methodological approach used for detecting and mapping burned areas in the Cerrado biome using Landsat-8 imagery, deep learning algorithm, and Google Earth Engine and Google Cloud Storage platforms.	23
Figure 3 - Examples of: (a) a burn scar observed on a Landsat scene, (b) burn scar detected by applying a mask with Normalized Burn Ratio, and (c) hand digitized polygon used to train the model classification, where only pixels masked out (burned pixels) detected using the delta NBR image were sampled.	24
Figure 4 - Seasonal pattern of fire events occurred within the Cerrado biome in 2017 available on the fire hotspot dataset provided by the INPE platform. In each box, the central mark is the median, the edges of the boxplot are the 25th and 75th percentiles and the whiskers delimitate the extreme values (maximum and minimum). Black circles represent outliers (values outside the limits defined by the whiskers). The gray area represents the study period (May to December).	27
Figure 5 - Spatial distribution of burned areas in 2017 within the Cerrado biome overlapped with land use and land cover classes mapped by the MapBiomias project, collection 4.1	28
Figure 6 - Spatial distribution of burned areas mapped in this analysis and those burned areas mapped using the MCD64A1 product, used as comparison data in this analysis. Orange represents burned areas detected by MCD64A1; blue indicates burned areas detected by the alternative methodological approach proposed in this study; and red represents the burned areas detected by both mapping products (agreement between orange and blue).....	29
Figure 7 - Spatial distribution of burned areas mapped in this analysis and those burned areas mapped by INPE product used as comparison data in this analysis. Orange represents burned areas detected by INPE; blue represents burned areas detected using the alternative methodological approach proposed in this study; and red represents the agreement between both mapping products (intersected areas of orange and blue colors).	30

Capítulo 2

Figura 8 - Localização da área de estudo que abrange todo o bioma Cerrado no Brasil, com as classes de uso e cobertura da terra de acordo com a Coleção do Projeto MapBiomias 4.1 (MapBiomias, 2020).....	42
Figura 9 - Localização das cenas onde foram feitas a coleta de amostras de área queimada e não queimada para os satélites Landsat 5, Landsat 7 e Landsat 8.....	46
Figura 10 - Exemplo de uma cicatriz de queimada em uma cena Landsat (a), após a aplicação de uma máscara com o índice delta Normalized Burned Ratio (Δ NBR) (b), e o polígono da área queimada mapeada para ser usado no treino do modelo para classificação (c), onde apenas os pixels mascarados com o Δ NBR foram considerados como amostras de área queimada.	46
Figura 11 - Área queimada (km ²) anualmente no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019.	49
Figura 12 - Área queimada anualmente no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019.....	50
Figura 13 - Frequência da área queimada entre os anos 2000 a 2019 no Cerrado brasileiro.	51
Figura 14 - Área queimada no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 para cada classe de frequência de ocorrência de fogo.	52
Figura 15 - Área total queimada detectada entre 2000 e 2019 e o uso e cobertura da terra no Cerrado mapeadas pelo Projeto MapBiomias Coleção 5.0.....	53
Figura 16 - Área queimada no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 para cada classe de uso e cobertura no Cerrado mapeadas pelo MapBiomias Coleção 5.0.....	54
Figura 17 - Área queimada no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 para cada classe de uso e cobertura no Cerrado mapeadas pelo MapBiomias Coleção 5.0.....	55

LISTA DE TABELAS

Table 1 - Confusion matrix between reference (sample points) and estimated burned area (30m bum scar mapped in this study).	31
Table 2 - Confusion matrix between reference (sample points) and estimated burned area (MODIS Burned Area MCD64A1).	31
Table 3 - Confusion matrix between reference (sample points) and estimated burned area (INPE bum scar).....	31
Tabela 4 - Lista de cenas Landsat usadas para coleta de amostras de treinamento para cada sensor.....	45

LISTA DE SIGLAS

CAR – Cadastro Ambiental Rural
DNN - Deep Neural Network
ENOS - El Niño Oscilação Sul
ETM+ - Enhanced Thematic Mapper
FMASK - Function of Mask
FUNAI - Fundação Nacional do Índio
GEE - Google Earth Engine
GPUs - Unidades de Processamento Gráfico
Ha - hectares
ICMBio - Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade
INCRA - Instituto Nacional de Colonização e Reforma Agrária
INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
LULC - Land Use and Land Cover
MLPN - Multi-Layer Perceptron Network
MODIS - Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
NBR - Normalized Burned Ratio
NASA - National Aeronautics and Space Administration
OLI - Operational Land Imager
S - Sul
SIGEF - Sistema de Gestão Fundiária
SNCI - Sistema Nacional de Certificação de Imóveis
SPU - Secretaria do Patrimônio da União
SWIR – Short Wave Infrared
TM - Thematic Mapper
USGS - United States Geological Survey
W - Oeste

INTRODUÇÃO GERAL

O Cerrado é o segundo maior bioma do Brasil e uma das savanas mais ricas em espécies do planeta, exercendo ainda papel central para a dinâmica hidrológica continental (FELFILI; FELFILI, 2001; LEWINSOHN; PRADO, 2005). As características ecológicas e edafoclimáticas do Cerrado, com invernos secos e verões chuvosos, contribuem para a vegetação desse bioma ser composta de um mosaico de formações vegetais nativas. Esse mosaico inclui formações florestais com dossel fechado e espécies arbóreas; formações savânicas, com árvores e arbusto em um estrato graminoso; até as formações campestres, com predomínio de herbáceas e gramíneas (RIBEIRO; WALTER, 1998).

O bioma passa por um período crítico na história de sua ocupação, com pressões aceleradas por conversão de ecossistemas naturais para fins de expansão da agropecuária e de desenvolvimento de infraestruturas (STRASSBURG et al., 2017). Essa conjuntura implica na perda e fragmentação de habitats naturais, aumentando o risco de extinção de espécies e desequilibrando ciclos hidrológicos (STRASSBURG et al., 2017).

O fogo, assim como para a maioria dos ecossistemas savânicos, é uma característica comum e determinante da vegetação do Cerrado (SIMON et al., 2009). Porém a rápida ocupação da região tem mudado o regime natural do fogo (ocorrência e frequência de queimadas) através da conversão de áreas nativas para agricultura ou pastagem, gerando consequências para a estrutura e composição da vegetação. Essas alterações das fitofisionomias, por sua vez, favorecem a ocorrência de incêndios mais intensos e frequentes e conseqüentemente, aumentando os impactos causados (MIRANDA; BUSTAMANTE; MIRANDA, 2002).

Os registros de ocorrência de fogo e o levantamento espacial e temporal através de tecnologias geoespaciais são essenciais para a análise da distribuição e impactos do fogo, definição de estratégias de prevenção e combate, além de serem indispensáveis para assegurar um gerenciamento eficiente e organizado dos mesmos (PIROMAL et al., 2008).

O sensoriamento remoto se destaca como uma tecnologia essencial para a geração de informações sobre a ocorrência de incêndios florestais em escala temporal e espacial, sendo um método econômico e objetivo para o monitoramento de áreas afetadas por esse distúrbio (OLIVA; MARTÍN; CHUVIECO, 2011). Dados de satélites têm sido usados para

monitorar queimadas em escala regional e global por mais de duas décadas, destacando-se a série do satélite Landsat, iniciativa da USGS/NASA, com aquisição de imagens da superfície terrestre desde 1972 com resolução espacial de 30 metros (USGS, 2019).

Visto que os eventos de fogo são uma importante fonte de emissões de gases de efeito estufa e sua recorrência pode alterar a paisagem e o microclima local, há a necessidade de uma avaliação da ocorrência de fogo na região do Cerrado, identificado quando ocorrem, com que frequência, e quais fitofisionomias são mais susceptíveis.

Questões de pesquisa

- a) Como detectar áreas atingidas por fogo no Cerrado usando imagens Landsat, Deep Learning e a plataforma *Google Earth Engine*? E qual acurácia de mapeamento?
- b) Qual é o melhor período do ano para detectar áreas queimadas no Cerrado?
- c) Como foi o comportamento do fogo no Cerrado nas duas últimas décadas? Quais fitofisionomias mais atingidas, a recorrência do fogo, e as categorias fundiárias com maior incidência de fogo?

Justificativa

O fogo molda a estrutura e a composição do Cerrado, o qual pode ocorrer por diversos fatores: naturalmente, intencionalmente ou acidentalmente (ALVARADO et al., 2017; BOWMAN et al., 2009). A existência do fogo depende de uma conjunção local de calor, combustível e oxigênio, enquanto o comportamento do fogo é afetado por uma escala maior do clima, terreno e das características do combustível. Já o regime do fogo é a integração das características de extensão do fogo, estação, frequência, intensidade e severidade (COCHRANE; RYAN, 2010).

Em todas as savanas do mundo considerando os cenários históricos de distúrbios de incêndios florestais, os regimes de fogo natural têm sido cada vez mais alterados pelas atividades humanas, seja por meio de práticas diretas de uso da terra ou indiretamente por meio de mudanças no clima (LIBONATI et al., 2015). A maior parte da área queimada globalmente por incêndios florestais está associada à alta temperatura (> 28 °C), precipitação anual intermediária (350-1.100 mm) e períodos secos prolongados (ALDERSLEY; MURRAY; CORNELL, 2011).

Tendo em vista a magnitude e a importância dos impactos atmosféricos, climáticos e ecológicos dos incêndios em savanas tropicais, há a necessidade de monitoramento dos padrões espaço-temporais de ocorrência de fogo, podendo ser usadas, nesse âmbito, as séries temporais de imagens de satélite de alta resolução temporal e espacial (JÚNIOR; BRETOS; ANTONIOLI, 2013). Especialmente no Cerrado, o mapeamento de áreas queimadas representa um instrumento importante ao fomento e criação de políticas públicas e medidas de prevenção a incêndios florestais, possibilitando melhores ações no combate eficaz e direto ao fogo.

Escopo e Objetivos Gerais da Dissertação

A dissertação foi estruturada em dois capítulos que buscam o desenvolvimento de uma metodologia semi-automática para mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Cerrado (Capítulo 1) e o entendimento do comportamento espaço-temporal do fogo no bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 (Capítulo 2). Por fim há um capítulo de considerações finais da dissertação e de todo o trabalho desenvolvido.

Os objetivos específicos para o Capítulo 1 foram: (a) desenvolvimento de uma metodologia semi-automática para mapeamento de cicatrizes de queimadas no Cerrado, com a utilização de Inteligência Artificial, de forma eficaz e precisa através das plataformas *Google Earth Engine* e *Google Cloud Storage*; (b) identificação do melhor período do ano para mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas por sensoriamento remoto no Cerrado, com a quantificação das áreas queimadas no Cerrado em 2017; e (c) validação do mapeamento proposto e comparação com os principais produtos de fogo existentes.

O Capítulo 2 versou sobre a aplicação da metodologia desenvolvida para a série histórica de 2000 a 2019 no Cerrado, com o objetivo de obter a distribuição espaço-temporais da ocorrência de fogo nesse período. A partir da série histórica de fogo, os objetivos específicos foram: (a) entender o comportamento do fogo no período, como o padrão de recorrência do fogo; (b) quais as fitofisionomias foram mais atingidas; e (c) quais as categorias fundiárias com mais presença de fogo.

CAPÍTULO 1 – Desenvolvimento de técnica semi-automática para mapeamento de áreas queimadas no Cerrado

Artigo: “An alternative approach for mapping burn scars using Landsat imagery, Google Earth Engine, and Deep Learning in the Brazilian Savanna”

Artigo Publicado na Revista Científica “Remote Sensing Applications: Society and Environment”. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100472>

Abstract: The Cerrado biome in Brazil is characterized by a mosaic of vegetation types similar to African savanna and has one of the highest levels of biodiversity in the world. Wildfires have historically contributed to shaping the natural vegetation and are now being used in the establishment and management of agricultural systems and pastures. Consequently, the fire regime has been changing over the last few decades and is increasingly affecting native vegetation, natural habitats, and ecosystem services in tropical regions. Mapping fire dynamics and spatial distribution are crucial to assess impacts on ecosystems and to define and enforce strategies and measures of fire control and prevention. In this study, we developed an alternative approach for mapping burned areas in the Cerrado biome in Brazil, using Landsat imagery and Deep Learning algorithm, implemented on the Google Earth Engine and on Google Cloud Storage platform. We compared our mapping results with two Burned Area products developed by INPE (30 m resolution) and MODIS MCD64A1 Burned Area Product (500 m resolution). Additionally, we assessed the accuracies of these three mapping products using 2,200 validation points within the study area. By comparing our mapping result with MCD64A1 and INPE burn scar products, we estimated an average agreement of 34% for both. We observed that most mapping disagreements were mainly because of the effects of clouds/shadow conditions that affected the ability for spectral observations, differences in methodologies, and spatial resolution of each remotely sensed datasets used for mapping burned areas. Our validation results indicated an overall accuracy of 97% of our methodological approach for mapping burned areas and, therefore, it can be successfully applied across savanna regions. Our results showed that 202,230 km² was affected by fires within the Cerrado biome in 2017, in which 31% overlapped cropping lands (agricultural fields and pastures) and 67% overlapped various types of native vegetation (forest, savanna and grassland). Our

proposed methodological approach and its results can be useful to enforce environmental command and control policies and to estimate carbon emissions, analyses interactions between climate and ecological drivers of fire, develop predictive models of fire risk dynamics, and providing spatial information that can help public policies and fire management/prevention actions for the Cerrado conservation.

Keywords: Cerrado Biome; Forest fires; Google Earth Engine; Deep Neural Network; Remote Sensing.

1. Introduction

The Brazilian Cerrado is the second largest biome in Brazil and one of the most species-rich savannas of the world (Lewinsohn and Prado, 2005; Munhoz and Felfili, 2005). It plays a central role in continental hydrology, by spanning three of the largest watersheds in South America (Strassburg et al., 2017) and it maintains other fundamental ecosystem services such as carbon storage, both below- and above-ground (De Miranda et al., 2014), contributing towards reducing greenhouse gas emissions (Noojipady et al., 2017).

The climate of the Cerrado biome is characterized by strong seasonality and variations, with dry winters and rainy summers. Temperature and precipitation vary greatly across the approximately 2 million square kilometers of the Cerrado, which is also characterized by great variability in soil, nutrient, and water availability (Sano et al., 2019). These factors have contributed to the existence of a large variety of distinct vegetation types, including closed-canopy forests, savannas, and grassland formations (De Miranda et al., 2014; Ribeiro and Walter, 1998).

Currently, the Cerrado biome is under threat from increasing anthropogenic pressure, which has led to the accelerated conversion of natural ecosystems into cropping lands, pastures, and infrastructure developments (Alencar, 2010). Those land use and land cover changes (LULC) have resulted in several environmental impacts, including loss and fragmentation of natural habitats, increasing the risk of species extinction and affecting the hydrological cycle, biogeochemical processes, and ecosystem functioning (Strassburg et al., 2017).

Fire events are a common and determinant phenomenon in the Cerrado vegetation, which have greatly contributed to the evolution of its flora (Simon et al., 2009). However,

rapid regional LULC has been affecting the natural fire regime (size, pattern, frequency, and magnitude) with consequences on native vegetation structure/composition, natural habitats, and ecosystem processes. Those changes in the fire regime contribute to increasing fire frequency and intensity, affecting ecosystem resilience (Miranda et al., 2002).

Spatiotemporal mapping of areas affected by fires may support analysis to better understand the occurrence and frequency of fire events and their impacts on vegetation and provide information for policymakers and firefighters to ensure efficient and organized fire management/prevention actions (Piromal et al., 2008). In this context, remote sensing can be useful for monitoring and mapping the occurrence of fires at regional and global scales, with different spatial, temporal, and spectral resolution (Daldegan et al., 2019; Matricardi et al., 2013; Oliva et al., 2011).

Global burned area products from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor aboard the Terra and Aqua satellites provided by the National Aeronautics and Space Administration (NASA) have been used to estimate global emissions, with a coarse spatial resolution (500 m), in 15 days-based products available for worldwide download (Andela et al., 2017; Chen et al., 2013; Randerson et al., 2012; Zhang et al., 2016). Those products, however, are not suitable for the identification of small burned areas due to their spatial resolution (Giglio et al., 2016). Despite the increasing frequency and intensity of fire events in the Cerrado biome, burned area products and studies conducted using medium and high spatial resolution are limited to local estimations (Alvarado et al., 2017; Daldegan et al., 2019) or simply to a specific year (Long et al., 2018). Automatic mapping for burned areas using medium and high spatial resolutions, cloud computing, and free remotely sensed data is not available and is still a scientific challenge.

By making the long-time series of Landsat imagery freely available, with a nominal 16- day repeat cycle since 1972, the United States Geological Survey (USGS) / NASA initiative has made those satellite data among the most frequently used for monitoring fire scars and impacts (USGS, 2020). However, a major challenge in mapping 30-meter spatial resolution Landsat images is the time required to process those images (Long et al., 2018). The Google Earth Engine (GEE) represents a new generation cloud computing platform

that gives access to a vast catalog of satellite imagery, as well as global scale analysis capabilities, allowing efficient geospatial analyses (Gorelick et al., 2017).

More recently, there has been a great effort to automate the process of classification/mapping of specific targets using Deep Learning (Lecun et al., 2015) algorithms, such as the Deep Neural Network (DNN), which includes a learning algorithm based on an artificial neural network (Langford et al., 2019). In this study, we developed a semi-automatic methodological approach for mapping burned areas in the entire Cerrado biome in Brazil using Deep Learning techniques available on Google Cloud computing and Landsat 8 imagery, which consist of eleven spectral bands with a spatial resolution of 30 meters for bands 1-7 and 9, 15 meters for band 8, and 100 meters for bands 10 and 11. We did not use Landsat-7 imagery because of the data gaps observed images acquired after 2003, which would substantially affect the spatial coverage of our analysis. We assessed accuracies and compared our mapping product with existing burn mapping products from NASA and INPE. We also identified the best time of year for mapping burn scars and estimated the total area affected by fire in 2017 in the Cerrado biome.

2. Material and methods

2.1. Study region

The Brazilian savanna, locally known as Cerrado, encompasses an area of approximately 2 million square kilometers, spatially located between the parallels 2.3° S and 24.7° S and between the meridians 41.7° W and 60.1° W (Figure 1). It is an important biodiversity hotspot due to its high species richness (flora and fauna), the high proportion of endemic species, and the increasing anthropogenic pressure that has impacted more than 70% of its primary vegetation (Klink et al., 2005; Myers et al., 2010). Also, the Cerrado represents the most structurally diverse savanna in the world, consisting of vegetation gradients that range from closed-canopy forests to savanna and grassland formations (Ribeiro and Walter, 1998). Those vegetation mosaics are determined by distinct geomorphological and topographic features, as well as by differences in water and nutrient availability (Silva and Bates, 2002).

The predominant climate in the Cerrado biome is tropical (Aw type according to the Köppen climate classification), characterized by a wet season, from October to March, and an extended dry season from April to September responsible for only 10% of the annual

rainfall and the highest fire occurrence (Pereira et al., 2014). The annual precipitation ranges from 800 to 2,000 mm (an average of 1500 mm), while the annual average temperature is 22°C (Alvares et al., 2013; Bustamante et al., 2012).

Many of the vegetation types in the Cerrado biome are adapted to and partially dependent on fire occurrences. Wildfires ignited by lightning usually burn small patches and are rapidly extinguished by the associated rains. However, the wildfire regime has been rapidly changed in the Cerrado biome in Brazil, increasing its frequency and intensity because of global climate changes and the accelerated anthropogenic land conversion and land management throughout the entire biome. Fires mostly occur during the dry season (May to September) and burn extensive areas of native vegetation, cropping fields, and pastures (Bowman et al., 2020; Pivello, 2011). Although wildfires have strongly shaped the Cerrado’s vegetation, changes in the fire regime observed in the last decades have increased environmental impacts, economical losses, air pollution, and emissions of greenhouse gases (Bowman et al., 2020).

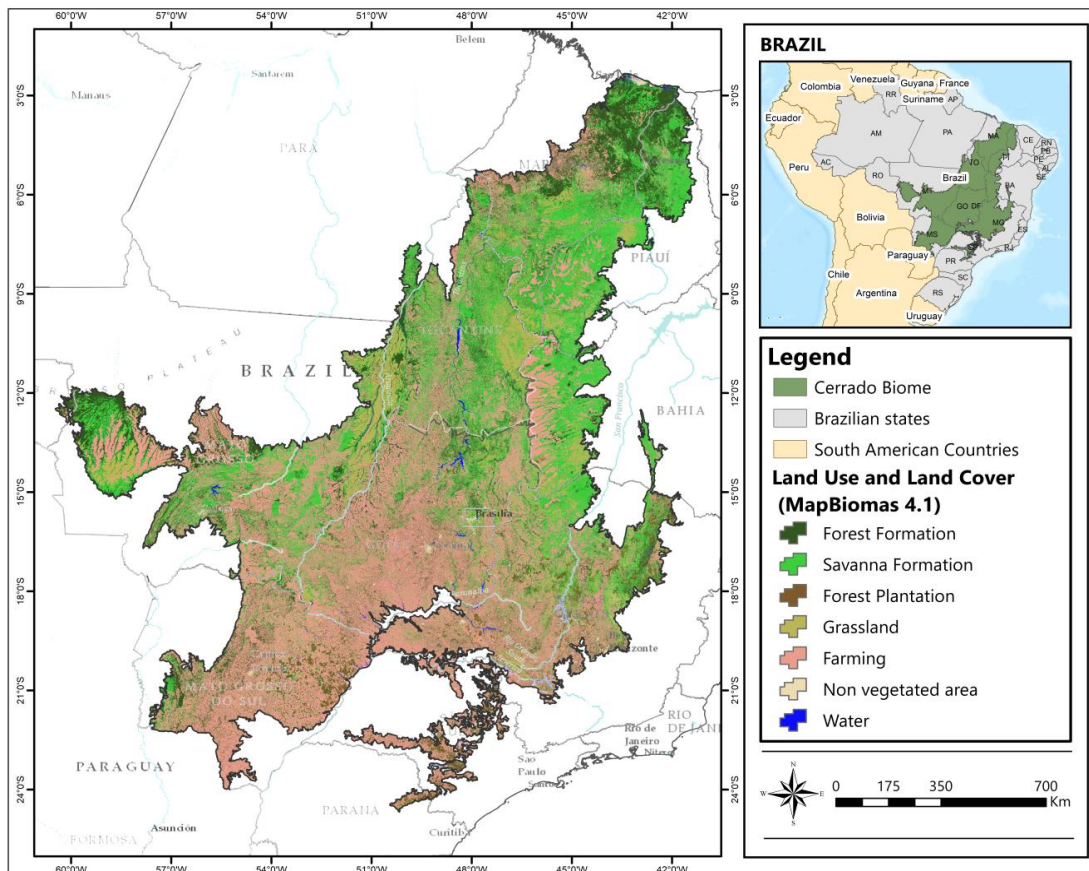


Figure 1 - Study area location that encompasses the entire Cerrado biome in Brazil, a region covered by vegetation types similar to African savanna, and its correspondent land use and land cover classes according to the MapBiomias Collection 4.1 (MapBiomias, 2020)

2.2. Datasets

We used the Landsat-8 OLI dataset, bands 2 to 7, as orthorectified Surface Reflectance available for downloading and processing on the Google Earth Engine platform. All Landsat images were atmospherically and geometrically corrected and included a cloud cover mask generated by a Function of Mask (FMASK) algorithm available on Google Earth Engine (Zhu and Woodcock, 2014).

Additionally, we used the product MCD64A1 Burned Area Product for 2017, spatial resolution 500 meters, which provides a global monthly burn scar detected by an algorithm that discriminates “fire pixels” representing one or more active fires at the time of those image acquisition (Giglio et al., 2016). The MCD64A1 product is fully available on the Google Earth Engine platform. Finally, we used the fire hotspots and burned area products developed by the National Institute for Space Research (INPE) in Brazil.

The INPE burned area product is based on a semiautomatic algorithm and Landsat images to estimate differences of Normalized Burned Ratio (NBR) among consecutive satellite scenes (Melchiori et al., 2014) to annually map burned areas within the entire Cerrado biome. The INPE fire hotspot product is based on an automatic mapping approach using 1 km x 1 km pixel size and thermal bands of nine satellites, and the AQUA_M-T (Sensor MODIS) as a reference satellite, providing daily data of fire hotspots since 2000, available at <http://www.inpe.br/queimadas/bdqueimadas>.

In our study, we analyzed the fire hotspots detected in 2017 by the INPE burn area product to determine the fire detection time (months of the year). This analysis allowed us to identify months showing the highest fire frequency within the Cerrado biome, which was subsequently used to define the priority months for mapping burned areas in 2017.

2.3. Cloud computing

We used the Google Earth Engine platform to collect burned and non-burned spectral signatures in Landsat imagery to be used as training areas for the classification model. The training areas and Landsat imagery were exported to Google Cloud Storage and used as input in a Virtual Machine to process the Deep Learning scripts. The Google Earth Engine was also used to collect the validation points and accuracy assessment of the burned areas products used in this analysis.

2.4. Burned area mapping

Deep Neural Network (DNN) is a learning algorithm based on an artificial neural network with multiple hidden layers (Langford et al., 2019). The DNN models use hierarchical data processing, where the input data in each module (called the hidden layer) results in an output that is an input for the next module, connected through weights and biases whose values were learned during the training of the network (Bramhe et al., 2018).

We used Landsat 8 Operational Land Imager (OLI) satellite images and Deep Neural Network models to detect and map burned areas within the Cerrado biome. The image processing and classification followed four steps as follows: (1) collecting spectral training samples of burned and non-burned areas for the entire study area, well distributed in space, (2) training the deep learning models, (3) developing model prediction, and (4) model assessment (validation and concordance analysis). Figure 2 uses step-by-step bases to show all details of our methodological approach for detecting and mapping burned areas in the Cerrado biome in 2017.

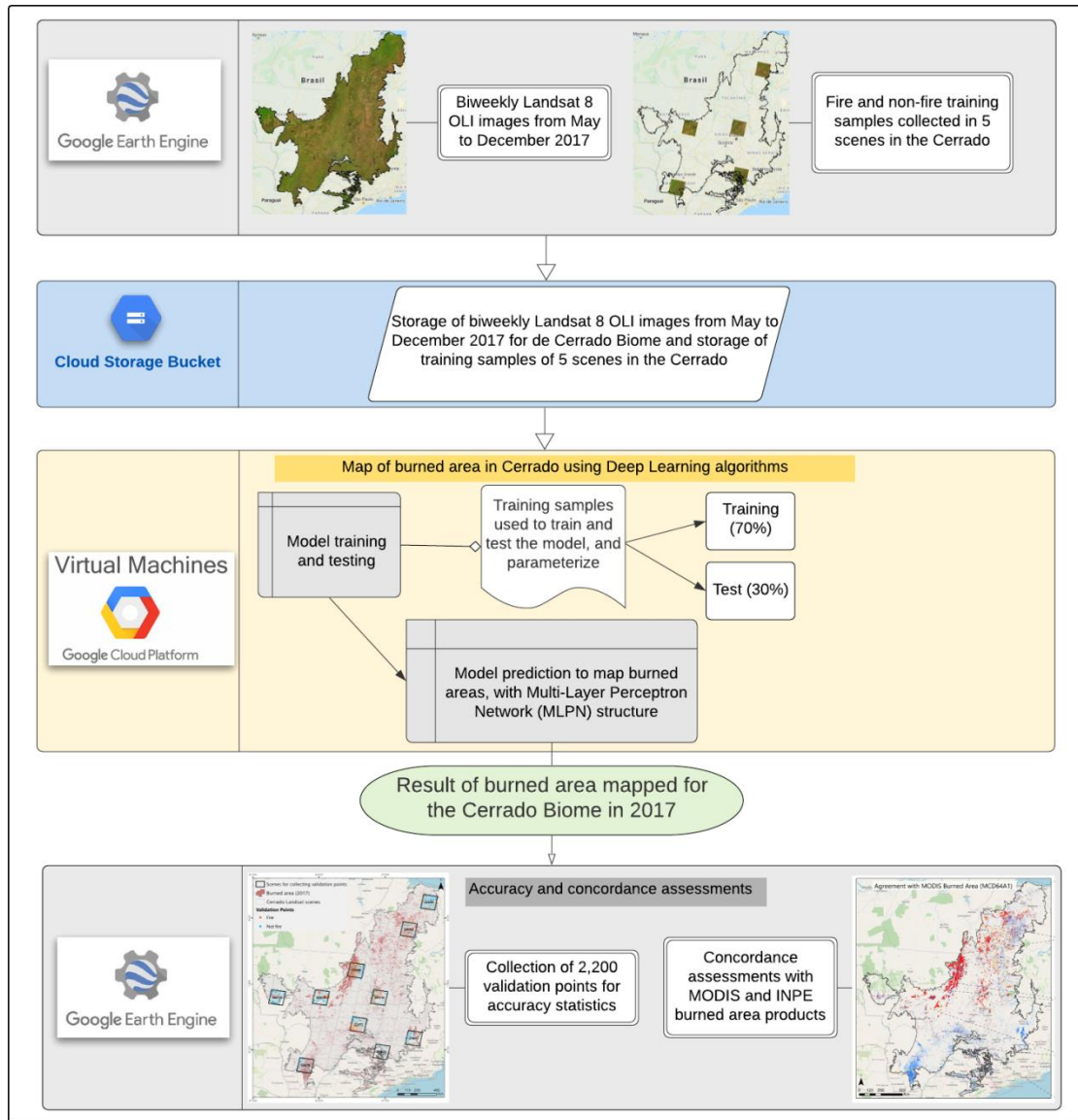


Figure 2 - Methodological approach used for detecting and mapping burned areas in the Cerrado biome using Landsat-8 imagery, deep learning algorithm, and Google Earth Engine and Google Cloud Storage platforms.

2.4.1 Training samples dataset

The spectral training samples of burned area (BA) and non-burned area (NBA) were collected in 5 Landsat scenes within the Cerrado biome (Figure 2) by considering the great spectral variability among burned and non-burned pixels and by observed differences of the Normalized Burned Ratio (NBR) (Key and Benson, 2006) from pre-fire and post-fire images (Figure 3), in which just the pixels in the NBR mask (greater than 0.25) was considered. The delta NBR fire scars were conservative in terms of the burned area since they captured only areas affected by fire in consecutive images, which increased our chances of collecting training samples in burned areas only. The training samples were collected using MODIS Burned Area as an indicator of fire occurrences, where areas of

burn scars were hand digitized as polygons into vector layer using a drawing tool available on Google Earth Engine and only pixels masked out with the delta NBR were used as samples of burned areas. Hand digitizing was done along the periphery of visible fire scars on each Landsat scene used for collecting the spectral training samples. We considered the greatest variability of burned areas and samples to select the training samples, which represented different land use and land cover types and different sizes and shapes of the burned areas. Similarly, training samples of non-burned areas were also collected by sampling different land use and land cover types and the greatest landscape variability.

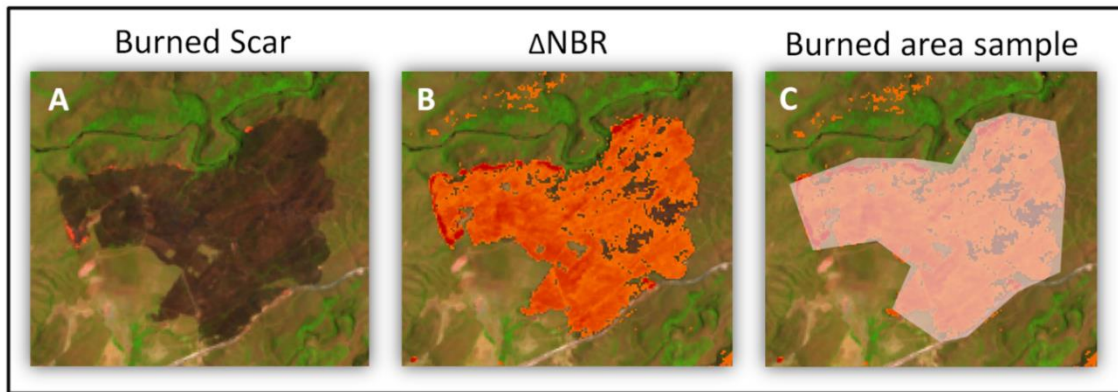


Figure 3 - Examples of: (a) a burn scar observed on a Landsat scene, (b) burn scar detected by applying a mask with Normalized Burn Ratio, and (c) hand digitized polygon used to train the model classification, where only pixels masked out (burned pixels) detected using the delta NBR image were sampled.

The Normalized Burned Ratio (NBR) is defined as:

$$NBR = \frac{\rho_{SWIRL} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIRL} + \rho_{NIR}} \quad (1)$$

Where ρ_{SWIRL} is the Short Wave Infrared Short surface reflectance, band 6 for Landsat 8 OLI sensor, and ρ_{NIR} is the Near-Infrared surface reflectance, band 5 for Landsat 8 OLI sensor.

The samples of burned area (BA) and non-burned area (NBA), as well as the Landsat images were exported from Google Earth Engine platform to Google Cloud Storage.

2.4.2 Model building and testing

We used the Multi-Layer Perceptron Network (MLPN) structure in our approach, which consists of several layers of interconnected computational units, where each node (neuron) in one layer is connected to a node in the next layer. The layers are divided into three layers: input, hidden, and output layers (Eastman, 2009).

The algorithm includes two steps: training and prediction. In the training phase, the following parameters were defined, based on tests: the learning rate (0.001), the batch size (1,000), the number of interactions (7,000), and the inputs for classification were the spectral data acquired from the training samples of spectral bands defined based on the burned and non-burned areas. The following Landsat-8 spectral bands were used for the classification model of burned areas: red (RED - 0.65 μm), near-infrared (NIR - 0.86 μm), and shortwave infrared (SWIR 1 - 1.6 μm and SWIR 2 - 2.2 μm). In addition to those selected spectral bands, Landsat bands 2 to 7, NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NBR, and delta NBR (Difference Normalized Burned Index) were tested. The Landsat spectral bands were chosen because of their sensitiveness to fire events. The input of the training data was split into two sets; 70% of the samples were used for training and 30% for testing, to estimate the ability of the DNN algorithm to map burned areas in the study area. In this step, an accuracy is generated for each algorithm applied, however, it is biased because it uses the same sample sets to test the model. So, an additional accuracy assessment using those validation points was conducted in our analysis.

2.4.3 Model prediction

The burned area classification was applied using Landsat images and the training samples for the entire study area and period (May to December 2017). A spatial filter was applied to remove noises (misclassified isolated pixels) and to fill small empty gaps: areas smaller than or equal to 1.4 ha (16 pixels) were removed, and empty gaps smaller than or equal to 5.8 ha (64 pixels) were filled in as burned areas. The asymmetry between spatial filters was adopted to be more conservative by removing more isolated pixels than those added by filling empty gaps within burned and unburned areas.

Since deep learning methods require a powerful computational processing, we conducted our analysis using graphics processing units (GPUs) and specialized hardware components for running parallel arithmetic operations (Goodfellow et al., 2016). The access to GPUs in a virtual machine environment was implemented on the Google Cloud Platform (<https://console.cloud.google.com>), a suite of cloud computing services provided by Google.

Finally, the burned areas were obtained by combining the fire mapping of individual Landsat images in 2017. The final burned area map was downloaded to a local workstation to proceed with assessment of the concordance with the INPE and MCD64A1 products.

2.4.4 Accuracy and concordance assessments

The concordance assessment was conducted by comparing (cross-tabulation) the fire scars detected using our classification approach with the burn scars product provided by INPE. We also compared our dataset with the MODIS Burned Area product (MCD64A1) by resampling the 500 m to 30 m spatial resolution.

A map-to-map analysis was conducted by overlapping our dataset with those two products: (1) the Cerrado burned area map and (2) the comparison maps (MCD64A1 and INPE burn scars). The cross-tabulation of Burned and Non-Burned classes resulted in a congruence map and a concordance graph.

We also assessed the accuracies of our dataset and those two products: MODIS Burned Area (MCD64A1) and the INPE burn scar. We used 2,200 validation points (2,000 for non-burned areas and 200 for burned areas) randomly distributed within the ten Landsat scenes (Figure S1) in the Cerrado biome. We previously defined the number of validation points (burned and unburned) based on the proportion of burned (10%) and unburned areas (90%) compared to the entire Cerrado biome. The ten Landsat scenes used to assess the burn mapping accuracy covered the greatest representativeness of the study region, which included protected areas, private lands with different land uses, transitional zones among Cerrado and other biomes in Brazil, and areas of fire hotspots and high morphoclimatic variability. The sampling points were individually checked and used as input data for the confusion matrices and to estimate accuracy levels of the three burned area products.

3. Results

3.1. Optimal period of burn scar mapping

The fire hotspot data analysis provided by INPE (<http://www.inpe.br/queimadas/bdqueimadas>) indicates that most of the fire events in the Cerrado biome occurred between May and December, showing a peak in September 2017 (Figure 4). Based on it, we focused our mapping analysis of burn scars on the period between May and December, which comprised 98% of fire hotspots detected in 2017 by INPE.

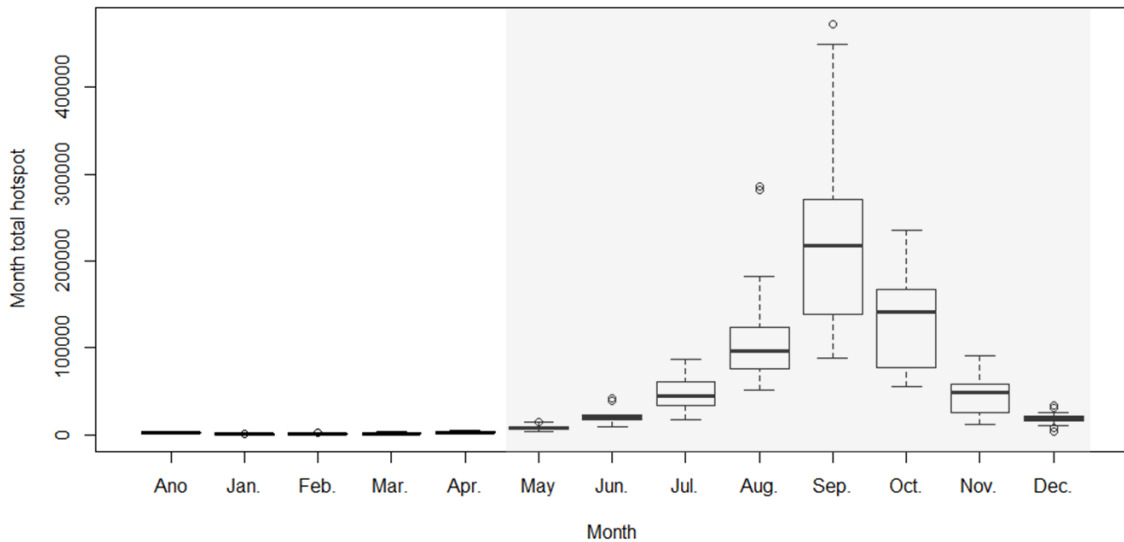


Figure 4 - Seasonal pattern of fire events occurred within the Cerrado biome in 2017 available on the fire hotspot dataset provided by the INPE platform. In each box, the central mark is the median, the edges of the boxplot are the 25th and 75th percentiles and the whiskers delimitate the extreme values (maximum and minimum). Black circles represent outliers (values outside the limits defined by the whiskers). The gray area represents the study period (May to December).

3.2. Burned areas in 2017

The individual images acquired between May and December 2017 were automatically classified using our previously described methodological approach that uses Landsat-8 imagery. The resulting maps were aggregated in a final map including all of the burned areas detected within the Cerrado biome (Figure 5), a total of 202,230 km² burn scars, which corresponds to 10% of the entire biome (approximately 2 million square kilometers) in 2017. The final map of burned areas was overlapped with land use and land cover map provided by MapBiomas (2020) to identify classes of land use and land cover affected by fire in 2017.

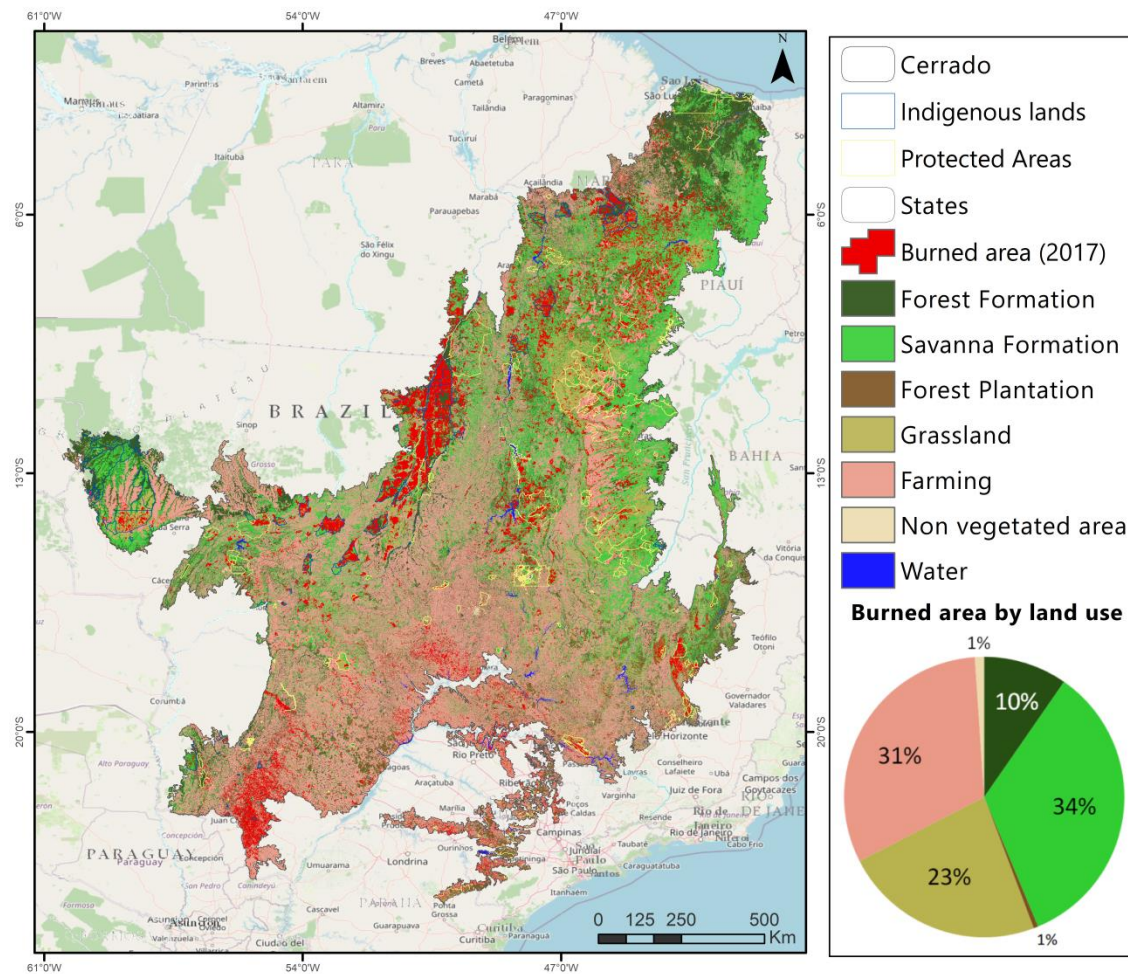


Figure 5 - Spatial distribution of burned areas in 2017 within the Cerrado biome overlapped with land use and land cover classes mapped by the MapBiomas project, collection 4.1.

We observed that burned areas may occur throughout the study region with some burned clusters spatially located in the west and south of the Cerrado biome. Tocantins was the most affected State by fires in the study region, immediately followed by the states of Mato Grosso and Maranhão (Supplementary Materials—Table S1). We also observed that 39% and 10% of the indigenous lands and protected areas, respectively, were burned in 2017 (Figure 5). Furthermore, we estimated that 31% and 67% of the total burned area was in farming lands and various types of native vegetation, respectively (Supplementary Materials—Figure S2). Prescribed fires are commonly used as an alternative to farming and land management in the study region and they eventually propagate into the native Cerrado vegetation (Miranda et al., 2010).

3.3. Concordance assessment/validation

Comparing our mapping results with the INPE burn scars and MODIS Burned Area (MCD64A1) resulted in a spatial map of agreement (Figure 6 and Figure 7). We estimated 34% of agreement between our mapping product and the MODIS (MCD64A1) product.

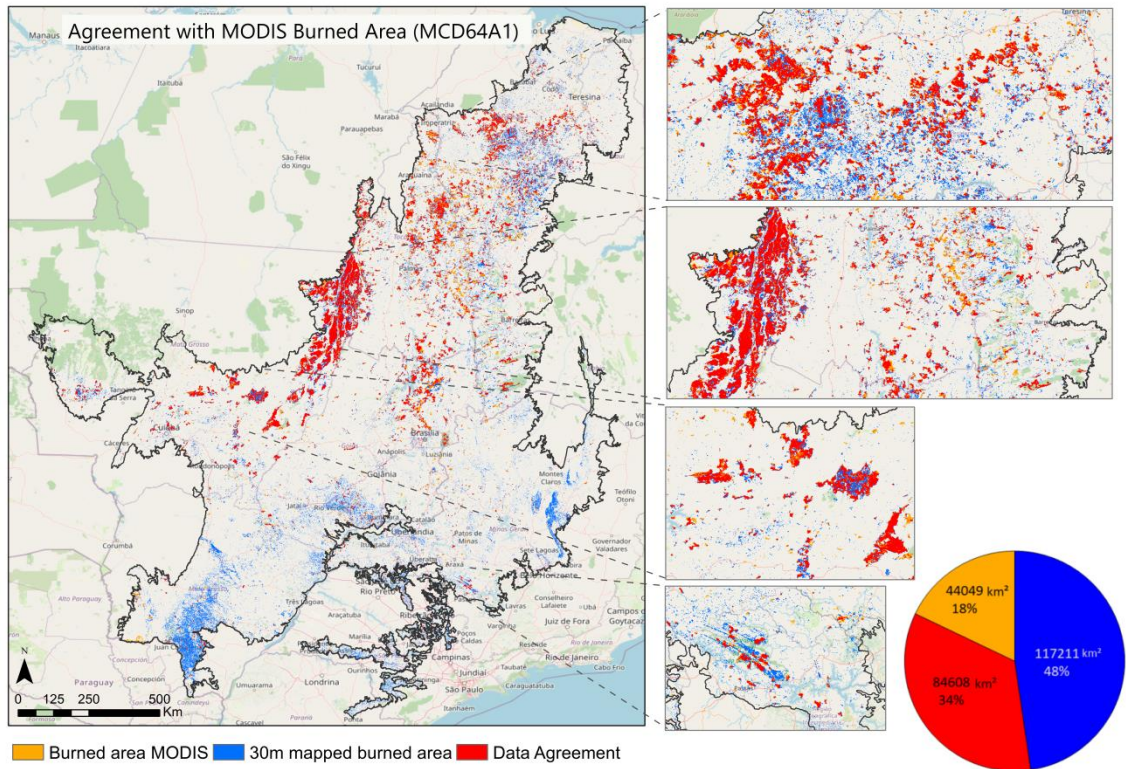


Figure 6 - Spatial distribution of burned areas mapped in this analysis and those burned areas mapped using the MCD64A1 product, used as comparison data in this analysis. Orange represents burned areas detected by MCD64A1; blue indicates burned areas detected by the alternative methodological approach proposed in this study; and red represents the burned areas detected by both mapping products (agreement between orange and blue).

Most of the agreements between our mapping approach to detect burned areas and MCD64A1 product were observed in the north and western part of the Cerrado biome. The major mapping disagreements between these burned areas products were observed in the southern part of the study area. It is likely that the coarse spatial resolution of the MCD64A1 product did not allow it to detect small-burned scars in the southern study region (Rodrigues et al., 2019), which indicates that our methodological approach is an important matter for mapping fires in the Cerrado biome. The total burned area (202,230 km²) detected in 2017 using our methodological approach was 57% higher than the total burned areas detected using the MCD64A1 product (128,945 km²) in the Cerrado biome.

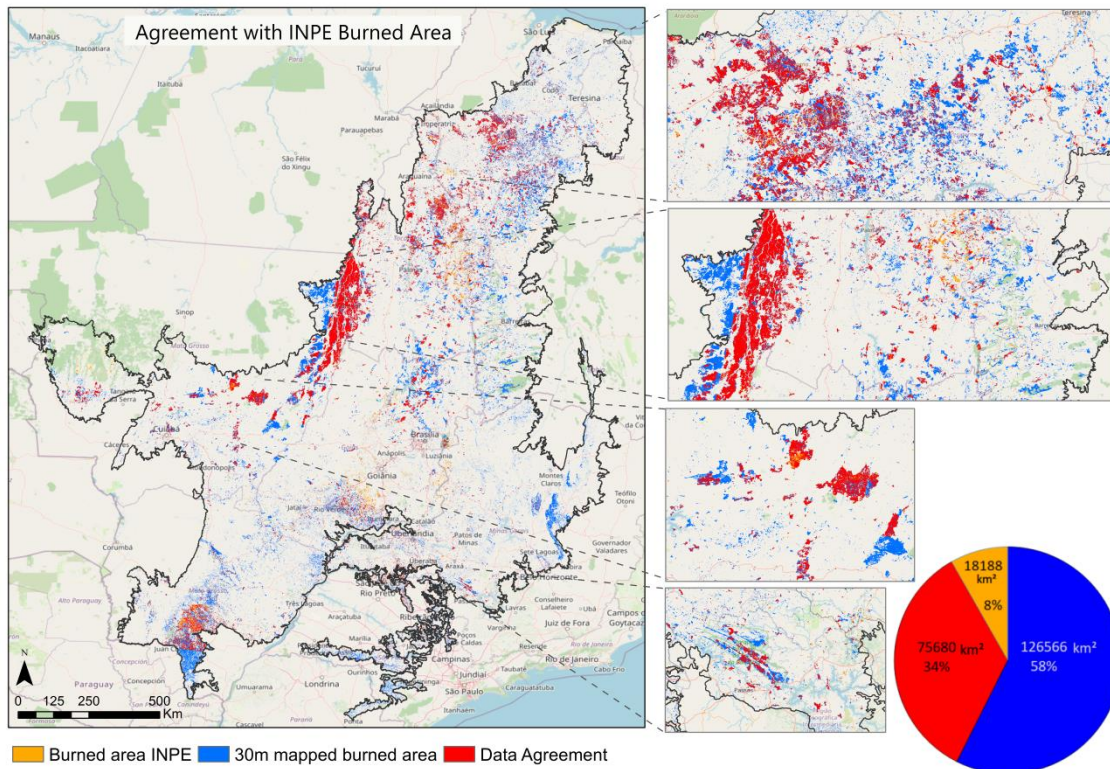


Figure 7 - Spatial distribution of burned areas mapped in this analysis and those burned areas mapped by INPE product used as comparison data in this analysis. Orange represents burned areas detected by INPE; blue represents burned areas detected using the alternative methodological approach proposed in this study; and red represents the agreement between both mapping products (intersected areas of orange and blue colors).

The total burned areas detected (202,230 km²) using our proposed alternative methodological approach was 115% greater than the total of burned areas detected by the INPE product (93,868 km²). This indicates a low agreement (34%) between those two products, given that 58% was detected only by our product and 8% by the INPE product only. Overall, we were able to detect more burned areas (fires greater than 0,1 ha) than the MCD64A1 and INPE products using our mapping approach, likely due to the higher spatial resolution provided by the Landsat imagery compared to those used to generate the MODIS (fires greater than 25 ha) and INPE products.

Since mapping accuracy may vary significantly in space, we assessed accuracies of the three mapping products using a set of 2,200 sample validation points. We estimated overall accuracies of 97%, 95%, and 94% for our mapping product, MCD64A1 product, and INPE burn scar product, respectively (Tables 1, 2, and 3).

Table 1 - Confusion matrix between reference (sample points) and estimated burned area (30m burn scar mapped in this study).

Estimated (30m burned scar mapped in this study)	Reference			User's accuracy	Total accuracy
	Burned	Nonburned	Total		
Burned	197	3	200	98.5%	
Nonburned	64	1936	2000	96.8%	
Total	261	1939	2200		
Producer's accuracy	75.5%	99.8%			
Total accuracy					97.0%

Table 2 - Confusion matrix between reference (sample points) and estimated burned area (MODIS Burned Area MCD64A1).

Estimated (MODIS MDC64A1)	Reference			User's accuracy	Total accuracy
	Burned	Nonburned	Total		
Burned	131	69	200	65.5%	
Nonburned	38	1962	2000	98.1%	
Total	169	2031	2200		
Producer's accuracy	77.5%	96.6%			
Total accuracy					95.1%

Table 3 - Confusion matrix between reference (sample points) and estimated burned area (INPE burn scar).

Estimated (INPE)	Reference			User's accuracy	Total accuracy
	Burned	Nonburned	Total		
Burned	124	76	200	62.0%	
Nonburned	53	1947	2000	97.4%	
Total	177	2023	2200		
Producer's accuracy	70.1%	96.2%			
Total accuracy					94.1%

We observed that omission errors were high for all products (24.5%, 22.5%, and 29.9% for our mapping approach, MCD64A1, and INPE's product, respectively) to map burned areas (Tables 1, 2, and 3). All products tested in this analysis showed low omission errors (lower than 3.8%) to detect unburned areas. However, our methodological approach showed the lowest commission errors for mapping both burned and unburned areas (3.2% and 1.5%, respectively) while the MCD64A1 and INPE's product showed 34.5% and 38%, respectively, of commission errors to detect burned areas. It indicates that our approach was more conservative and accurate to detect burned scars in the Cerrado biome.

The results of the automatic/visual comparison indicate a good overall accuracy of the algorithm, which includes omission and commission errors smaller than 20% by considering those 40 comparison areas as a whole. The highest omission errors have been observed when the burned areas have low contrast with the unburned background, sometimes related to the burned signal disappearance considering the low temporal effective resolution as a consequence of the platform and clouds, and some errors identified

as omissions that are related to dating issues (areas detected, but later than the validation period considered). As for commission errors, the most critical classification error was observed in croplands. This land cover type includes a variety of cropping types and planting times, where farmers may adopt prescribed fires as an alternative of land management, which makes difficult to discriminate burned and unburned areas using automatic classification.

4. Discussion

The study intended to develop an alternative approach to detect burned areas in the Brazilian Savanna (Cerrado biome). Our proposed approach was based on a semi-automated technique, medium spatial resolution remotely sensed data, and deep learning algorithm implemented on the Google Cloud Platform. Also, the Google Earth Engine (GEE) platform was used to implement our study by providing Landsat-8 imagery and access to acquire training samples and geospatial analyses.

It took 7 hours of computing processing to achieve our final burn scar map for the Cerrado biome in 2017 with 97% of overall accuracy. The total of burned areas mapped (202,230 km²) in the study area in 2017 corroborates the fact that the fire phenomenon is strongly present in Brazilian Cerrado.

We observed that by using Landsat imagery as input data in our mapping approach can contribute to improve those long-term temporal series of burned areas in tropical regions, based on free access remotely sensed datasets available on the GEE platform. However, the number of valid observations is a limiting factor for detecting areas impacted by fire, since Landsat temporal resolution is relatively low (16 days), and vegetation recovery after fire events may create temporal data gaps and decrease accuracy of mapping fire scars. We also observed that omission errors for mapping fire scars in savannas may occur due to the rapid vegetation recovery following fire events. It might be a possible reason of those burned areas detected by the MCD64A1 product using MODIS daily images that were not detected using our classification approach based on Landsat imagery of 16-days temporal resolution. Some differences observed along the edges of burn scars detected by the MCD64A1 product are due to its spatial resolutions (Pereira et al., 2017a).

The INPE and MCD64A1 products are based on different sensor methodologies than applied in our mapping approach, which may explain the lower agreement among those

products. The MCD64A1 product uses active fire as auxiliary data to make cumulative maps that are used in the collection of burned and unburned samples applied in a hybrid algorithm with dynamic thresholds generated from the NBR2 (Normalized Burn Ratio) spectral index and a measure of temporal and spatial texture (Giglio et al., 2016). A previous study concluded that uncertainties in Burned Area using MCD64A1 in the Cerrado are most significant over the southern portion, possibly due to land-use dynamics associated with pasture and croplands that use fire for land clearing and crop residue burning (Rodrigues et al., 2019).

The second comparison data (the INPE product) is based on differences in NBR of consecutive scenes, which may explain some omission errors in detecting burned areas because of Landsat data gaps due to cloud contamination. Also, cropping lands may be a source of classification error in the INPE product because of shades and several cropping types and time observed in the study region (Melchiori et al., 2014).

Fire events are geographically small and uncommon on Landsat imagery, which makes finding a dataset for mapping validation even more challenging (Goodwin and Collett, 2014). Nevertheless, we achieved a high overall accuracy (97%) in mapping burn scars in the entire Cerrado biome in 2017 using our semi-automated approach. We believe that our methodological approach can be broadly applied to map burned areas in tropical regions since we achieved high accuracy in a very diverse landscape and extensive region as the Cerrado biome in Brazil. However, we would recommend proceeding some adjustments in our algorithm before applying it for multitemporal analysis and other regions.

4. Conclusions

Our alternative approach, based on a semi-automated technique, remotely sensed data, and deep learning algorithm available on Google Cloud Storage and Computing, allowed us to map burn scars in the Cerrado biome in Brazil with high overall accuracy (97%). We achieved those results because of the geometrically, corrected, and preprocessed Landsat data available on Google Earth Engine Platform and the capacity of Deep Learning techniques to differentiate spectral signatures of burned and unburned areas in the study area.

The high accuracy achieved by our mapping approach demonstrates that deep learning algorithms can be successfully applied to the remote sensing field using large remote sensing datasets and extensions, requiring low time and labor demand. Our proposed mapping approach created new perspectives on fire scar detection by producing a technique that is accurate, promising, and replicable to other regions.

We detected a total of 202,230 km² in the study area in 2017 throughout the study area with some burned clusters in the west and south of the Cerrado biome. We estimated that 31% and 67% of the total burned area occurred in farming lands and various types of native vegetation, respectively. In our analysis, most burn scars were detected between August and November 2017.

Our mapping approach shows the potential to construct a long time data series of areas affected by fires in tropical regions. A long time series of burned areas can be useful to estimate carbon emissions, environmental impacts, analyze interactions between climate and ecological drivers of fire, and develop predictive models of fire risk dynamics, thus providing spatial information that can aid public policies and fire management/prevention actions for Cerrado conservation.

Supplemental Materials

Table S1. Burned area (in km²) by land use and land cover class in the Cerrado states in 2017, as observed in MapBiomass Collection 4.1.

States	Forest Formation (km ²)	Savanna Formation (km ²)	Forest Plantation (km ²)	Grassland (km ²)	Farming (km ²)	Non vegetated area (km ²)	Total
Tocantins	4,251	16,465	0	15,348	3,703	172	39,939
Mato Grosso	2,361	13,530	44	15,492	4,942	108	36,478
Maranhão	5,267	14,287	2	4,984	3,719	128	28,387
Mato Grosso do Sul	925	521	313	234	22,203	136	24,333
Goiás	3,067	5,247	37	2,753	11,416	379	22,899
Minas Gerais	1,166	4,343	374	4,584	7,027	740	18,233
Piauí	1,261	9,069	5	1,794	2,040	80	14,249
Bahia	574	3,600	11	1,208	2,326	163	7,882
São Paulo	169	33	262	102	5,557	217	6,339
Pará	424	1,636	0	291	301	16	2,668
Distrito Federal	35	173	8	98	109	12	435
Paraná	5	0	13	19	310	3	349

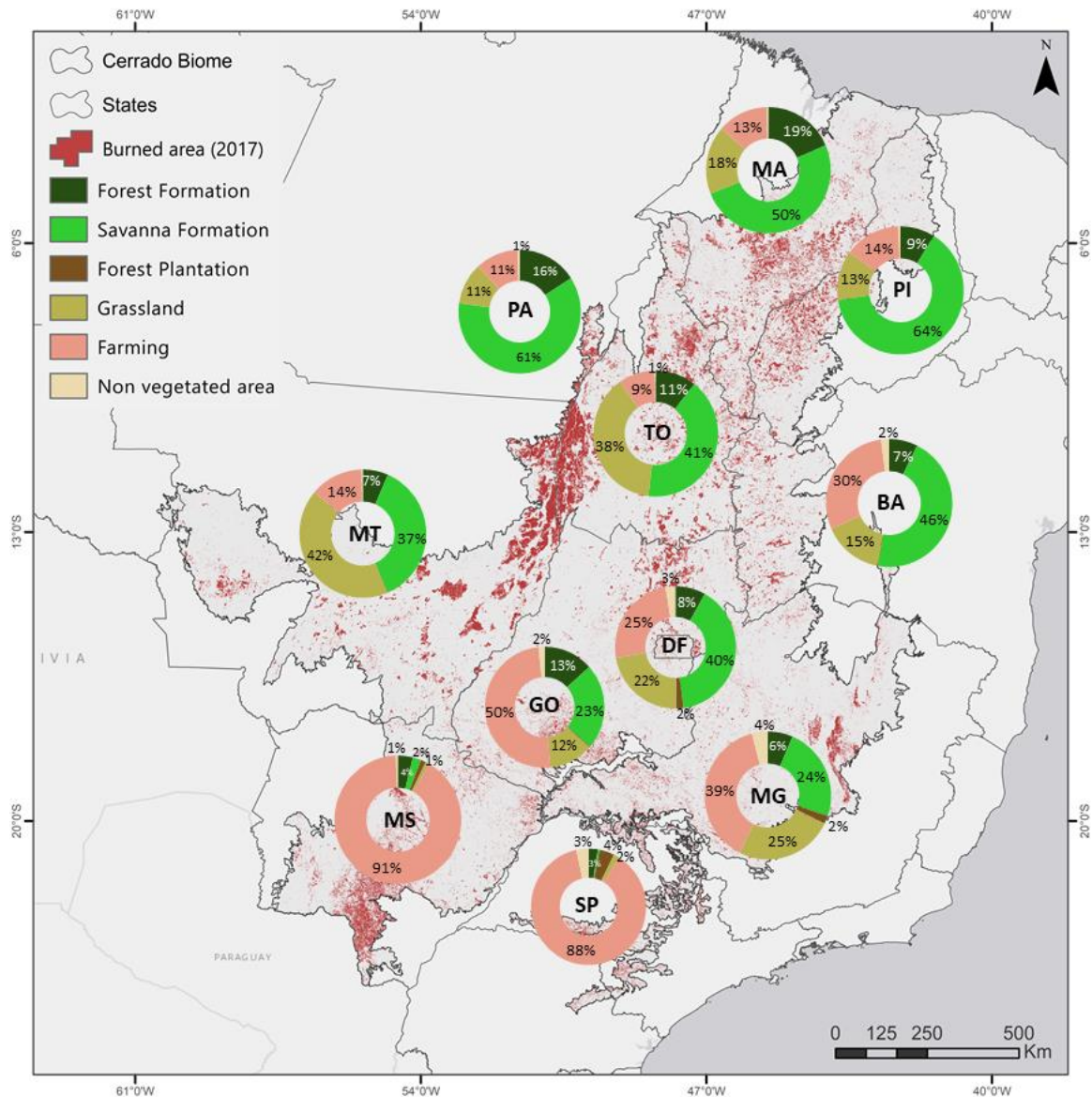


Figure S2. Spatial distribution of the areas affected by fire in 2017 in the Cerrado, with their respective land use and land cover class correspondence, in relative terms by state, as observed in the MapBiomas Collection 4.1. States: MS - Mato Grosso do Sul, GO - Goiás, MT - Mato Grosso, TO - Tocantins, MA - Maranhão, MG - Minas Gerais, BA - Bahia, PA - Pará, PI - Piauí, SP - São Paulo, and DF - Federal District.

References

Spatial distribution of the areas affected by fire in 2017 in the Cerrado, with their respective land use and land cover class Alencar, A., Shimbo, J.Z., Lenti, F., Balzani Marques, C., Zimbres, B., Rosa, M.,

- Arruda, V., Castro, I., Fernandes Marcico Ribeiro, J.P., Varela, V., Alencar, I., Piontekowski, V., Ribeiro, V., Bustamante, M.M.C., Eyji Sano, E., Barroso, M., 2020. Mapping three decades of changes in the Brazilian savanna native vegetation using Landsat data processed in the Google Earth engine platform. *Rem. Sens.* 12, 924. <https://doi.org/10.3390/rs12060924>.
- Alvarado, S.T., Fornazari, T., Costola, A., Morellato, L.P.C., Silva, T.S.F., 2017. Drivers of fire occurrence in a mountainous Brazilian cerrado savanna: tracking long-term fire regimes using remote sensing. *Ecol. Indicat.* 78, 270–281. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.02.037>.
- Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., De Moraes Gonçalves, J.L., Sparovek, G., 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorol. Z.* 22, 711–728. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.

- Andela, N., Morton, D.C., Giglio, L., Chen, Y., Van Der Werf, G.R., Kasibhatla, P.S., DeFries, R.S., Collatz, G.J., Hantson, S., Kloster, S., Bachelet, D., Forrest, M., Lasslop, G., Li, F., Mangeon, S., Melton, J.R., Yue, C., Randerson, J.T., 2017. A human-driven decline in global burned area. *Science* 356, 1356–1362. <https://doi.org/10.1126/science.aal4108>.
- Bowman, D.M.J.S., Kolden, C.A., Abatzoglou, J.T., Johnston, F.H., van der Werf, G.R., Flannigan, M., 2020. Vegetation fires in the anthropocene. *Nat. Rev. Earth Environ.* 1, 500–515. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0085-3>.
- Bramhe, V.S., Ghosh, S.K., Garg, P.K., Group, E., 2018. Extraction of built-up areas using Convolution Neural Network and transfer learning from Sentinel-2 satellite images. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* XLII 7–10.
- Bustamante, M.M.C., Brito, D.Q. De, Kozovits, A.R., 2012. Effects of nutrient additions on plant biomass and diversity of the herbaceous-subshrub layer of a Brazilian savanna (Cerrado). *Plant Ecol.* 213, 795–808. <https://doi.org/10.1007/s11258-012-0042-4>.
- Chen, Y., Morton, D.C., Jin, Y., Gollatz, G.J., Kasibhatla, P.S., Van Der Werf, G.R., Defries, R.S., Randerson, J.T., 2013. Long-term trends and interannual variability of forest, savanna and agricultural fires in South America. *Carbon Manag.* 4, 617–638. <https://doi.org/10.4155/cmt.13.61>.
- Daldegan, G.A., Roberts, D.A., Ribeiro, F. de F., 2019. Spectral mixture analysis in Google Earth Engine to model and delineate fire scars over a large extent and a long timeseries in a rainforest-savanna transition zone. *Remote Sens. Environ.* 232, 111340. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111340>.
- De Miranda, S. do C., Bustamante, M., Palace, M., Hagen, S., Keller, M., Ferreira, L.G., 2014. Regional variations in biomass distribution in Brazilian Savanna Woodland. *Biotropica* 46, 125–138. <https://doi.org/10.1111/btp.12095>.
- Eastman, J., 2009. *Guide to GIS and Image Processing*. Giglio, L., Schroeder, W., Justice, C.O., 2016. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sens. Environ.* 178, 31–41. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.054>.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., 2016. *Deep Learning*. MIT Press. Goodwin, N.R., Collett, L.J., 2014. Development of an automated method for mapping fire history captured in Landsat TM and ETM+ time series across Queensland, Australia. *Remote Sens. Environ.* 148, 206–221. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.03.021>.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R., 2017. Google Earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens. Environ.* <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.
- Key, C., Benson, N., 2006. Landscape assessment: remote sensing measure of severity: the normalized burn Ratio. In: FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, General Technical Report, RMRS-GTR-164-CD:LA1-LA51, Fort Collins, CO: U.S.
- Klink, C.a., Klink, C.a., Machado, R.B., Machado, R.B., 2005. A conservação do Cerrado brasileiro. *Megadiversidade* 1, 147–155. <https://doi.org/10.1590/S0100-69912009000400001>.
- Langford, Z., Kumar, J., Hoffman, F., 2019. Wildfire mapping in interior Alaska using deep neural networks on imbalanced datasets. In: *IEEE Int. Conf. Data Min. Work. ICDMW 2018-Novem*, pp. 770–778. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2018.00116>.
- Lecun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. *Nature* 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
- Lewinsohn, T.M., Prado, P.I., 2005. How many species are there in Brazil? *Conserv. Biol.* 19, 619–624. <https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2005.00680.x>.
- Long, T., Zhang, Z., He, G., Jiao, W., Tang, C., Wu, B., Zhang, X., Wang, G., Yin, R., 2018. 30m resolution global annual burned area mapping based on Landsat images and Google Earth engine. *J. Photogramm. Remote Sens.* May 35.
- Matricardi, E.A.T., Skole, D.L., Pedlowski, M.A., Chomentowski, W., 2013. Assessment of forest disturbances by selective logging and forest fires in the Brazilian Amazon using Landsat data. *Int. J. Rem. Sens.* 34, 1057–1086. <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.717182>.
- Melchiori, A.E., Setzer, A.W., Morelli, F., Libonati, R., Cândido, P. de A., Jesús, S.C. de, 2014. A Landsat-TM/OLI algorithm for burned areas in the Brazilian Cerrado: preliminary results. In: DOMINGOS XAVIER VIEGAS (Ed.), *Advances in Forest Fire Research*. Imprensa da Universidade de Coimbra, pp. 1302–1311. https://doi.org/10.14195/978-989-26-0884-6_143.
- Miranda, H.S., Bustamante, M.M.D.C., Miranda, A.C., 2002. *The Fire Factor, the Cerrados of Brazil: Ecology and Natural History of a Neotropical Savanna*. Columbia University Press, New York. [https://doi.org/10.1663/0013-0001\(2003\)057\[0656:DFABRE\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1663/0013-0001(2003)057[0656:DFABRE]2.0.CO;2).
- Miranda, H.S., Pinto, A.S., Amaral, A.G., Neves, B.M.C., Dias, B.F.S., Walter, B.M., Munhoz, C.B.R., Maia, J.M.F., Ribeiro, J.F., Morais, H.C., Diniz, I.R., Sato, M.N., Andrade, L.A.Z., Bustamante, M.M.C.,

- Riggan, P.J., Henriques, R.P.B., Tissell, R.G., Lockwood, R.N., Neto, W.N., 2010. Efeitos do regime do fogo sobre a estrutura de comunidades de cerrado: Resultados do Projeto Fogo.
- Munhoz, C.B.R., Felfili, J.M., 2005. Phenology of the herbaceous layer in a campo sujo community in the Fazenda 'Água Limpa, Federal District, Brazil. *Acta Bot. Bras.* 19, 979–988. <https://doi.org/10.1590/S0102-33062005000400031>.
- Myers, N., A, M.R., Mittermeier, C.G., Fonseca, G.A., Kent, F., 2010. Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature* 468, 895.
- Noojipady, P., Morton, C.D., Macedo, N.M., Victoria, C.D., Huang, C., Gibbs, K.H., Bolfe, L.E., 2017. Forest carbon emissions from cropland expansion in the Brazilian Cerrado biome. *Environ. Res. Lett.* 12 <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa5986>.
- Oliva, P., Martín, P., Chuvieco, E., 2011. Burned area mapping with MERIS post-fire image. *Int. J. Rem. Sens.* 32, 4175–4201. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.489062>.
- Pereira, A.C., Oliveira, S.L.J., Pereira, J.M.C., Turkman, M.A.A., 2014. Modelling fire frequency in a Cerrado savanna protected area. *PLoS One* 9, 11. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102380>.
- Pereira, A.A., Pereira, J.M.C., Libonati, R., Oom, D., Setzer, A.W., Morelli, F., Machado-Silva, F., de Carvalho, L.M.T., 2017. Burned area mapping in the Brazilian Savanna using a one-class support vector machine trained by active fires. *Rem. Sens.* 9 <https://doi.org/10.3390/rs9111161>.
- Piromal, R.A.S., Rivera-Lombardi, R.J., Shimabukuro, Y.E., Formaggio, A.R., Krug, T., 2008. Utilização de dados MODIS para a detecção de queimadas na Amazônia. *Acta Amazonica* 38, 77–84. <https://doi.org/10.1590/S0044-59672008000100009>.
- Pivello, V.R., 2011. The use of fire in the cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: past and present. *Fire Ecol.* 7, 24–39. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0701024>.
- Randerson, J.T., Chen, Y., Van Der Werf, G.R., Rogers, B.M., Morton, D.C., 2012. Global burned area and biomass burning emissions from small fires. *J. Geophys. Res. Biogeosciences* 117. <https://doi.org/10.1029/2012JG002128>.
- Ribeiro, J.F., Walter, B.M.T., 1998. Fitofisionomias do bioma cerrado. *Cerrado ambient. e flora* 87–166.
- Rodrigues, J.A., Libonati, R., Pereira, A.A., Nogueira, J.M.P., Santos, F.L.M., Peres, L.F., Santa Rosa, A., Schroeder, W., Pereira, J.M.C., Giglio, L., Trigo, I.F., Setzer, A.W., 2019. How well do global burned area products represent fire patterns in the Brazilian Savannas biome? An accuracy assessment of the MCD64 collections. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 78, 318–331. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.02.010>.
- Sano, E.E., Rosa, R., Scaramuzza, C.A. de M., Adami, M., Bolfe, E.L., Coutinho, A.C., Esquerdo, J.C.D.M., Maurano, L.E.P., Narvaes, I. da S., Oliveira Filho, F.J.B. de, Silva, E.B. da, Victoria, D.D.C., Ferreira, L.G., Brito, J.L.S., Bayma, A.P., Oliveira, G. H. De, Bayma-Silva, G., 2019. Land use dynamics in the Brazilian Cerrado in the period from 2002 to 2013. *Pesqui. Agropecuária Bras.* 54, 1–5. <https://doi.org/10.1590/s1678-3921.pab2019.v54.00138>.
- Silva, J.C. da, Bates, J., 2002. Hotspot: the Cerrado, which includes both forest and savanna habitats, is the second largest South American biome, and among the most threatened on the continent. *Bioscience* 52, 225–233.
- Simon, M.F., Grether, R., de Queiroz, L.P., Skema, C., Pennington, R.T., Hughes, C.E., 2009. Recent assembly of the Cerrado, a neotropical plant diversity hotspot, by in situ evolution of adaptations to fire. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 106, 20359–20364. <https://doi.org/10.1073/pnas.0903410106>.
- Strassburg, B.B.N., Brooks, T., Feltran-Barbieri, R., Iribarrem, A., Crouzeilles, R., Loyola, R., Latawiec, A.E., Oliveira Filho, F.J.B., De Scaramuzza, C.A.M., Scarano, F. R., Soares-Filho, B., Balmford, A., 2017. Moment of truth for the Cerrado hotspot. *Nat. Ecol. Evol.* 1 <https://doi.org/10.1038/s41559-017-0099>.
- USGS, United State Geological Survey, 2020. Landsat missions. Available at: <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat>.
- Zhang, Q., Xu, J., Xu, L., Guo, H., 2016. Deep convolutional neural networks for forest fire detection. *Int. Forum Manag. Educ. Inf. Technol. Appl.* 568–575.
- Zhu, Z., Woodcock, C.E., 2014. Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: an algorithm designed specifically for monitoring land cover change. *Remote Sens. Environ.* 152, 217–234. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.012>.

CAPÍTULO 2 – Comportamento espaço-temporal do fogo no Cerrado no período de 2000 a 2019

1. Introdução

O fogo tem um papel fundamental nos padrões e processos dos ecossistemas em todo o mundo (BOND; KEELEY, 2005). Sua relação com a vegetação pode ser ecológica, isto é, contribuir para a manutenção da dinâmica, biodiversidade e produtividade dos ecossistemas, ou pode-se constituir em uma alternativa de manejo da terra, comumente utilizado na agricultura, pastagens e limpeza de áreas (PEREIRA et al., 2017a).

O Cerrado brasileiro é o segundo maior bioma do Brasil em área, e uma das savanas mais ricas em espécies da fauna e flora do mundo (LEWINSOHN; PRADO, 2005; MUNHOZ; FELFILI, 2005). O Cerrado desempenha um papel central na conservação de recursos hídricos em escala continental, pois abrange três das maiores bacias hidrográficas da América do Sul (STRASSBURG et al., 2017) e contribui com vários serviços ecossistêmicos fundamentais na manutenção do equilíbrio climático e da biomassa aérea e subterrânea (DE MIRANDA et al., 2014), reduzindo as emissões de gases de efeito estufa (NOOJIPADY et al., 2017).

O bioma Cerrado e as savanas abertas são ecossistemas mais adaptados e dependentes do fogo, porém, o regime do fogo de origem natural tem sido alterado pelas atividades antrópicas ao longo dos últimos 4.000 anos, sendo agravado nas últimas décadas. Atualmente, a ignição humana é a principal causa da ocorrência de incêndios florestais; e os de origem natural são causados predominantemente pela incidência de raios (PIVELLO, 2011).

A combinação entre a intensificação de atividades humanas e mudanças climáticas (anos mais secos) têm contribuído para aumentar a frequência e a extensão de áreas atingidas pelo fogo, alterando o regime do fogo em termos de tamanho, padrão, frequência e magnitude. As consequências são o aumento da degradação do solo, invasões biológicas e perda de biodiversidade (PIVELLO, 2011). Assim como o uso descontrolado e mais frequente do fogo afeta a recuperação das formações naturais, o fogo aumenta as emissões de gases do efeito estufa (BACCINI et al., 2017; BUSTAMANTE et al., 2012).

Devido à ocorrência de fogo no Cerrado e à sazonalidade climática, as plantas lenhosas desenvolveram algumas adaptações morfológicas. Porém os danos sofridos variam conforme a frequência e época de queima. Quanto menor o intervalo de queima e maior a área queimada, maior será o dano ambiental (MIRANDA et al., 2010). Com isso, dados anuais de área queimada no Cerrado são essenciais para avaliar os danos causados pelo fogo, além de subsidiar atividades de manejo, monitoramento, prevenção e combate ao fogo (ARRUDA et al., 2021).

O sensoriamento remoto desempenha um papel fundamental no monitoramento da área queimada em escalas regionais e globais, a partir de dados espaciais de satélites de alta resolução temporal e grande cobertura espacial (LIU et al., 2018). As informações de áreas atingidas pelo fogo permitem o melhor entendimento da sua dinâmica, especialmente para localizar a ocorrência de incêndios florestais no tempo e no espaço e quantificar a extensão das áreas queimadas (PEREIRA et al., 2017b).

Em estudo realizado por Arruda et al., (2021), foi desenvolvido um método semi-automático para mapear cicatrizes de áreas queimadas no bioma Cerrado em 2017, utilizando plataformas geoespaciais da Google, com imagens do satélite Landsat (30 metros de resolução espacial) e técnicas de *Deep Learning*, com acurácia de 97%. Neste presente estudo buscou-se ampliar a aplicação da metodologia de mapeamento de cicatrizes de queimadas desenvolvida no primeiro capítulo para o período de 2000 a 2019 em todo o bioma Cerrado, possibilitando uma análise mais abrangente da distribuição espaço-temporal do fogo neste período e área de estudo.

Dados de ocorrência e recorrência do fogo foram analisados considerando-se as classes de fitofisionomia, uso e cobertura da terra e as categorias fundiárias.

2. Material e Métodos

2.1. Área de estudo

O Cerrado abrange uma área de aproximadamente 2 milhões de quilômetros quadrados e localiza-se na porção central do País, entre os paralelos 2.30° S e 24.70° S e entre os meridianos 41.70° W e 60.10° (Figura 8). Trata-se de um importante *hotspot* mundial para conservação da biodiversidade devido à sua alta diversidade de espécies da flora e fauna, alta proporção de espécies endêmicas (KLINK et al., 2005; MYERS et al., 2010) e ao aumento da pressão antrópica que impacta mais de 70% da sua vegetação

primária (MYERS et al., 2010). Além disso, o Cerrado representa a savana estruturalmente mais diversa do mundo, consistindo em gradientes de vegetação que variam de florestas com dossel fechado a formações savânicas e formações de campestres (RIBEIRO; WALTER, 1998). Esses mosaicos de vegetação são determinados por características geomorfológicas e topográficas distintas, bem como por diferenças na disponibilidade de água e nutrientes (SILVA; BATES, 2002).

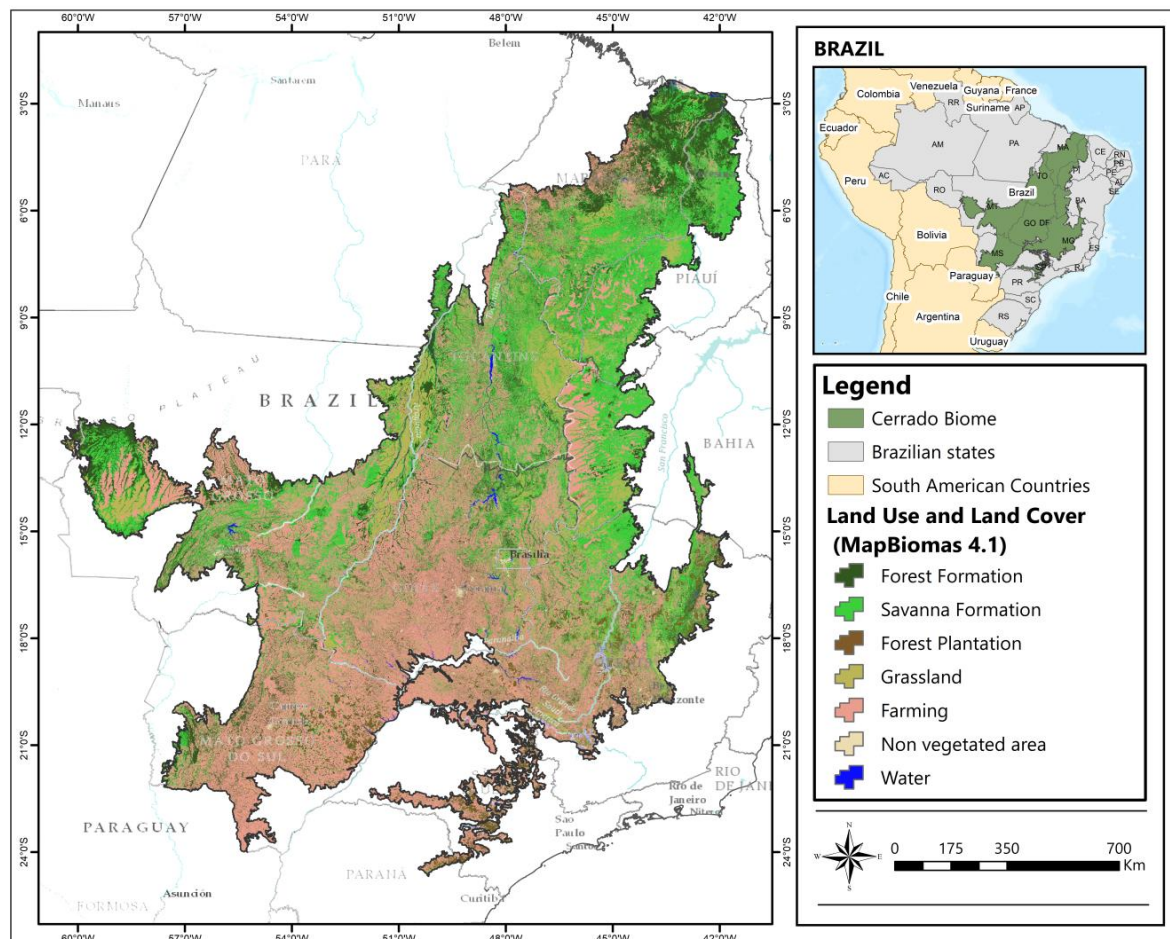


Figura 8 - Localização da área de estudo que abrange todo o bioma Cerrado no Brasil, com as classes de uso e cobertura da terra de acordo com a Coleção do Projeto MapBiomias 4.1 (MapBiomias, 2020).

O clima predominante no bioma Cerrado é tropical (tipo Aw, de acordo com a classificação climática de Köppen), caracterizado por uma estação chuvosa, de outubro a março, e uma estiagem prolongada de abril a setembro, responsável por apenas 10% das chuvas anuais e pela maior ocorrência de incêndios (PEREIRA et al., 2014). A precipitação anual varia de 800 a 2.000 mm (média de 1500 mm), enquanto a temperatura média anual é de 22°C (ALVARES et al., 2013; BUSTAMANTE et al., 2012).

Alguns tipos de vegetação no bioma Cerrado são adaptados e parcialmente dependentes da ocorrência de fogo. O fogo provocado por raios geralmente atinge pequenas áreas e são rapidamente extintos pelas chuvas. No entanto, o regime de fogo foi alterado rapidamente pela conversão antrópica da terra e gestão de uso do solo em todo o bioma, ocorrendo principalmente durante a estação seca (maio a setembro) e queimando extensas áreas de vegetação nativa e áreas de cultivo como pastagens (PIVELLO, 2011).

2.2. Base de dados

Para a criação da série temporal de cicatrizes de queimadas no Cerrado de 2000 a 2019, foram selecionadas imagens ortorretificadas e convertidas para reflectância de superfície dos satélites Landsat 5 *Thematic Mapper* (TM), Landsat 7 *Enhanced Thematic Mapper Plus* (ETM+) e Landsat 8 *Operational Land Imager* (OLI), com as bandas RED, NIR, SWIR-1 e SWIR-2 disponíveis para *download* e processamento na plataforma *Google Earth Engine*. As imagens selecionadas correspondem ao *Tier 2* (reflectância na superfície e corrigidas geometricamente) incluindo uma máscara de cobertura de nuvens gerada pelo Fmask disponível na plataforma *Google Earth Engine* (OLOFSSON et al., 2014; PEREIRA et al., 2014; ZHU; WOODCOCK, 2014).

Além disso, foi usada a série anual de mapas de cobertura e uso de solo do Brasil do Projeto MapBiomas - Coleção 5 (<http://mapbiomas.org>) para subsidiar a análise de dados de queimada deste estudo. O projeto MapBiomas é uma iniciativa multi-institucional para gerar mapas anuais de cobertura e uso do solo de todo território nacional, a partir de processos de classificação automática pelo método *Random Forest* aplicada à série histórica de imagens dos satélites Landsat disponíveis na plataforma *Google Earth Engine* (SOUZA et al., 2020).

Foi usada ainda a malha fundiária produzida por REYDON et al. (2018) que compilaram informações geoespaciais de diferentes bases fundiárias e cadastrais em uma única camada, considerando-se os aspectos técnicos e legais. As categorias consideradas foram: áreas privadas, registradas no Sistema Nacional de Cadastro Ambiental Rural (SICAR) do Serviço Florestal Brasileiro (SFB) e no Sistema de Gestão Fundiária (SIGEF) certificado pelo Instituto de Colonização e Reforma Agrária (INCRA); assentamentos rurais, cadastrados pelo INCRA; território quilombola registrados pelo INCRA; territórios comunitários a partir da camada de Florestas Tipo A do SFB; terras indígenas registradas pela Fundação Nacional do Índio (FUNAI); unidades de conservação registradas pelo

Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio); áreas militares, cadastradas pela Secretaria do Patrimônio da União (SPU); florestas públicas não destinadas (SIGEF/SNCI); e terras não destinadas (SIGEF/SNCI público), que são áreas pertencentes à União mas ainda não tiveram uma função definida; e por fim, a camada de áreas urbana e corpos d'água como aspectos físicos e imutáveis do território, registradas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

2.3. Série histórica de cicatrizes de queimadas no Cerrado (2000 a 2019)

Para o desenvolvimento da série histórica de cicatrizes de queimadas no Cerrado de 2000 a 2019 foram usadas imagens dos satélites da série Landsat, sendo que entre 2003 e 2011 foram usadas imagens do Landsat 5 TM, pois, a partir de 2003, o satélite Landsat 7 apresentou problemas técnicos na correção de linha de varredura das imagens. Para os anos de 2000, 2001, 2002 e 2012, foram usadas imagens do Landsat 7 ETM⁺, e a partir de 2013 foram usadas imagens do Landsat 8 OLI.

A primeira etapa para o processamento e classificação de áreas queimadas foi a amostragem de áreas de treinamento para a coleta das assinaturas espectrais nas imagens Landsat de áreas atingidas e não atingidas por fogo, na plataforma *Google Earth Engine*. As assinaturas espectrais das amostras foram usadas para treinar o algoritmo de classificação no mapeamento das áreas atingidas por fogo no bioma Cerrado. As amostras de treinamento e as imagens Landsat foram exportadas para o *Google Cloud Storage* e usadas como entrada em uma máquina virtual para processar os algoritmos do *Deep Learning*.

2.3.1 Conjunto de dados de amostras de treinamento

As amostras de treinamento de áreas queimadas e não queimadas foram coletadas em 11 cenas Landsat distribuídas dentro do bioma Cerrado para cada sensor (TM, ETM⁺, OLI) dos satélites da série Landsat usada neste estudo (Tabela 1). As cenas foram escolhidas com base na representatividade de todo o Bioma baseado nas ecoregiões do Cerrado (SANO et al., 2019) e na distribuição da área queimada com base no dado de referência do MODIS Burned Area (MCD64A1) (Figura 9). Para a amostragem, considerou-se a variabilidade espectral entre pixels queimados e não queimados e a variação da máscara aplicada com o índice Normalized Burned Ratio (NBR) (KEY; BENSON, 2006) derivado

de imagens adquiridas no pré e pós-fogo (Figura 10), nas quais apenas os pixels da máscara NBR (maiores que 0,25) foram considerados.

Tabela 4 - Lista de cenas Landsat usadas para coleta de amostras de treinamento para cada sensor.

Cena	Sensor	Data	Cena	Sensor	Data
218/72	Landsat 07	2002	223/68	Landsat 05	2010
220/65	Landsat 07	2002	225/75	Landsat 05	2010
221/70	Landsat 07	2002	228/70	Landsat 05	2010
225/75	Landsat 07	2002	220/65	Landsat 08	2017
228/70	Landsat 07	2002	220/74	Landsat 08	2017
218/72	Landsat 05	2005	221/70	Landsat 08	2017
218/73	Landsat 05	2005	225/70	Landsat 08	2017
221/74	Landsat 05	2005	225/75	Landsat 08	2017
221/64	Landsat 05	2010	218/73	Landsat 08	2017
221/70	Landsat 05	2010	221/74	Landsat 08	2017

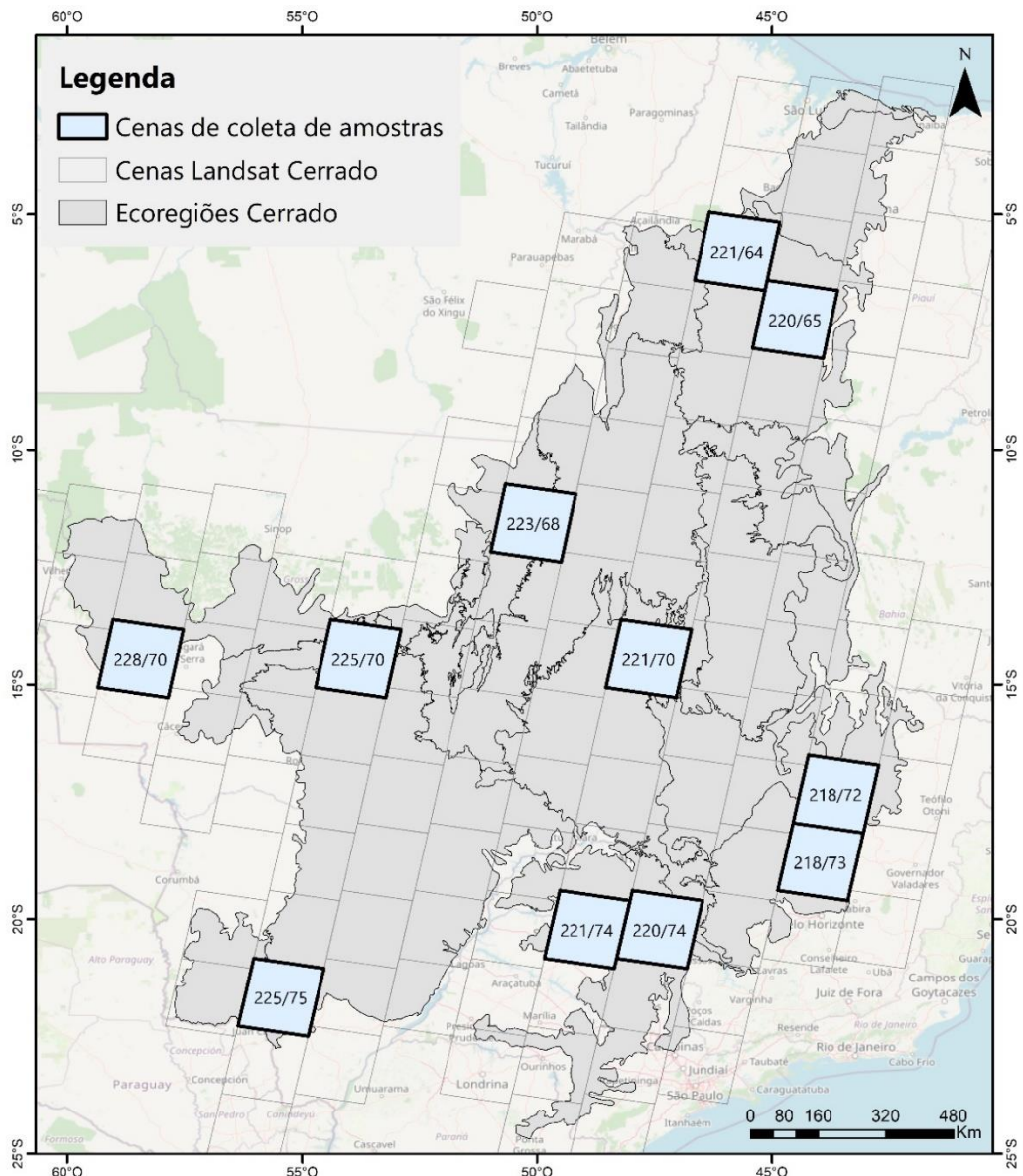


Figura 9 - Localização das cenas onde foram feitas a coleta de amostras de área queimada e não queimada para os satélites Landsat 5, Landsat 7 e Landsat 8.

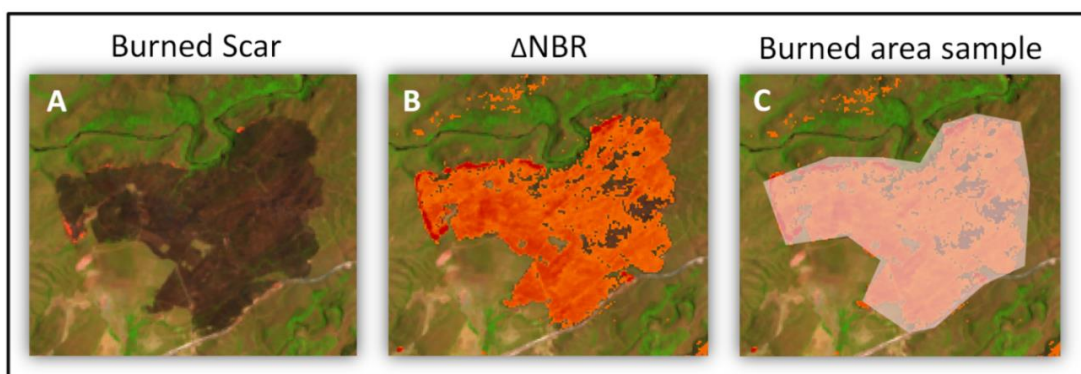


Figura 10 - Exemplo de uma cicatriz de queimada em uma cena Landsat (a), após a aplicação de uma máscara com o índice delta Normalized Burned Ratio (ΔNBR) (b), e o polígono da área queimada mapeada para ser usado no treino do modelo para classificação (c), onde apenas os pixels mascarados com o ΔNBR foram considerados como amostras de área queimada.

O índice *Normalized Burned Ratio* (NBR) é definido como:

$$NBR = \frac{\rho_{SWIRL} - \rho_{NIR}}{\rho_{SWIRL} + \rho_{NIR}} \quad (1)$$

Onde ρ_{SWIRL} é a reflectância de superfície na faixa do infravermelho de ondas curtas, e ρ_{NIR} é a reflectância de superfície na faixa do infravermelho próximo.

A coleta das amostras de treinamento foi feita utilizando o produto MODIS Burned Area (MCD64A1) como referência para localização de cicatrizes de queimadas, onde polígonos foram desenhados manualmente em imagens Landsat na plataforma do *Google Earth Engine* e apenas pixels presentes da máscara do NBR foram usados como amostras de área queimada. Da mesma forma, também foram coletadas amostras de treinamento de área não queimada, abrangendo a maior variabilidade de tipos de uso e cobertura do solo.

As amostras de área queimada e área não queimada, bem como as imagens Landsat quinzenais de maio a dezembro de cada ano foram exportadas da plataforma *Google Earth Engine* para o *Google Cloud Storage Bucket*.

2.3.2. Classificação de área queimada com Deep Learning

A metodologia aplicada por Arruda et al., (2021) utilizou Redes Neurais profundas (*Deep Neural Network*), onde as amostras de treinamento coletadas de áreas queimadas e não queimadas são usadas em algoritmos de aprendizado de máquina, composto por duas fases, a de treinamento e a de classificação. Na fase de treinamento, foram usados os seguintes parâmetros para a estrutura de rede neural denominada *Multi-Layer Perceptron Network* (MLPN): a taxa de aprendizagem (0,001), o tamanho do lote (1.000) e o número de interações (7.000) (MARIUS-CONSTANTIN et al., 2009). As entradas para classificação foram as informações espectrais adquiridas das amostras de treinamento de áreas queimadas e não queimadas. As seguintes bandas espectrais foram utilizadas para o modelo de classificação das áreas queimadas: vermelho (RED - 0,65 μm), infravermelho próximo (NIR - 0,86 μm) e infravermelho de ondas curtas (SWIR 1 - 1,6 μm e SWIR 2 - 2,2 μm). As bandas espectrais do Landsat foram escolhidas com base em sua sensibilidade a eventos de fogo. A entrada dos dados de treinamento foi dividida em dois conjuntos: 70% das amostras foram utilizadas para treinamento e 30% para teste, selecionadas de forma aleatória a partir do conjunto total de amostras, para estimar a capacidade do algoritmo MLPN de mapear áreas queimadas na área de estudo.

Como os métodos de classificação com Deep Learning precisam de uma grande capacidade de processamento computacional, foram utilizadas máquinas virtuais com unidades de processamento gráfico (GPUs) e componentes de hardware especializados para executar operações aritméticas paralelas (GOODFELLOW; BENGIO; COURVILLE, 2016). O acesso às GPUs em um ambiente de máquina virtual foi implementado no *Google Cloud Platform* (<https://console.cloud.google.com>), um conjunto de serviços de computação em nuvem fornecidos pela Google™.

Para obter a classificação final de toda a série histórica (2000 a 2019), foram utilizados os conjuntos de amostras de treinamento coletadas para cada sensor (Landsat 5, Landsat 7 e Landsat 8), onde foram classificadas as imagens quinzenais de maio a dezembro de todos os anos, gerando assim um mapa de área queimada para cada ano. Um filtro espacial foi aplicado para remoção de ruído (*pixels* isolados mal classificados) e para preencher pequenas lacunas vazias: áreas menores ou iguais a 1,4 ha (16 *pixels*) foram removidas, e lacunas vazias menores ou iguais a 5,8 ha (64 *pixels*) foram preenchidos como áreas queimadas.

2.4. Análise do comportamento do fogo no Cerrado em duas décadas

A partir da série histórica de queimadas no Cerrado de 2000 a 2019, análises posteriores foram feitas para entender o comportamento do fogo no período. Primeiramente foi contabilizada a área total queimada no Bioma por ano e, em seguida, foi feita uma análise de frequência de queimada a partir do agrupamento de todos os mapas anuais, gerando um mapa de recorrência de fogo.

É imprescindível entender também o que queima a cada ano, qual tipo de uso e cobertura, qual tipo de formação natural mais queima e qual proporção de vegetação nativa e uso antrópico que é queimado. Para isso foram utilizados os dados anuais de uso e cobertura do solo do projeto MapBiomas Coleção 5.0 (<http://mapbiomas.org>) de 2000 a 2019.

Foi analisado ainda o comportamento do fogo em relação à malha fundiária do Cerrado, mais especificamente em termos de áreas protegidas (terras indígenas e unidades de conservação), áreas privadas (imóveis registrados no CAR e SIGEF), terras públicas (área militar, florestas públicas não destinadas, terras não destinadas), assentamentos rurais, infraestrutura urbana e território comunitário (território comunitário e quilombola).

3. Resultados e Discussão

3.1. Série histórica de cicatrizes de fogo no Cerrado (2000 a 2019)

O mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Bioma Cerrado no período de 2000-2019 indicou uma área total queimada de 825.729 km² (41% do Cerrado) (Figura 11 e Figura 12). A média anual de área queimada no Cerrado foi de 109.138 km² (5,4% do Bioma). É possível observar uma variação temporal e espacial da ocorrência do fogo, com anos mais severos (2007 e 2010), e anos mais brandos (2000, 2009, 2011, 2012 e 2013).

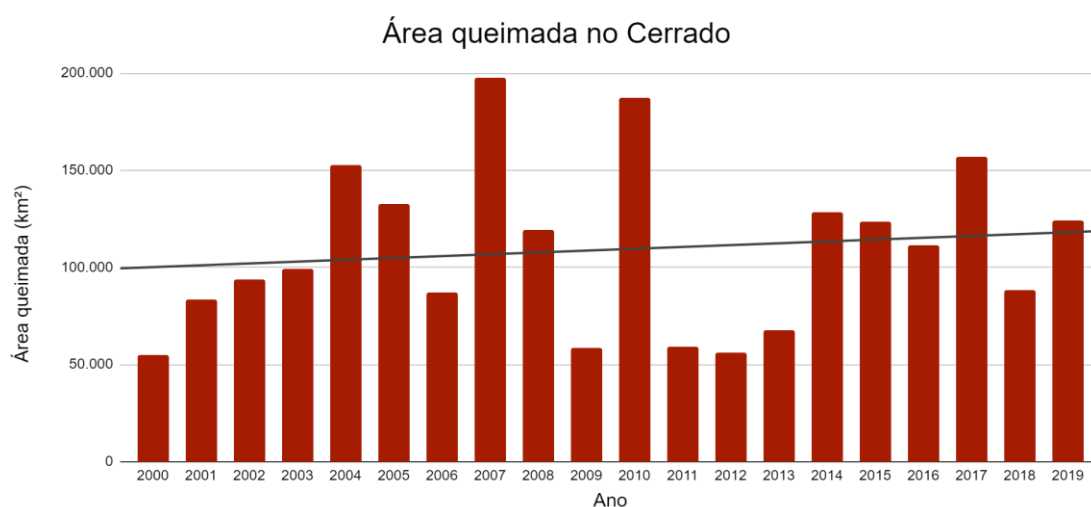


Figura 11 - Área queimada (km²) anualmente no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019, com linha de tendência (em preto).

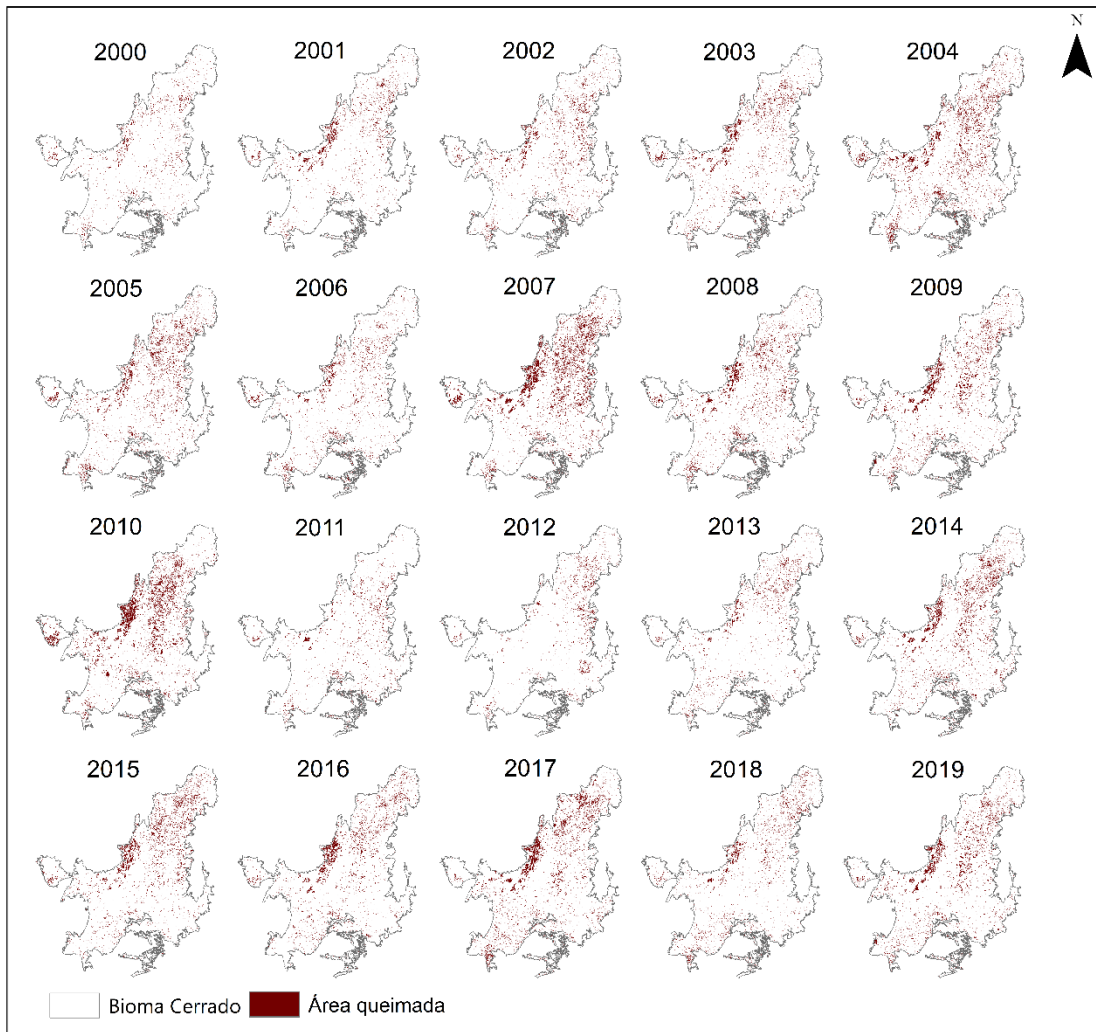


Figura 12 - Área queimada anualmente no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019.

A variabilidade interanual de fogo, com anos de picos e anos com poucas áreas queimadas, pode ser explicada pela relação entre o acúmulo de material combustível, o que favorece a ocorrência de grandes incêndios florestais (MIRANDA et al., 2010). Além do acúmulo do material combustível, também há a influência das anomalias climáticas regionais, como o El Niño Oscilação Sul (ENOS), que muitas vezes estão associados a secas mais severas e intensas que favorecem a ocorrência de fogo, como ocorreu no ano de 2010 (MARENGO et al., 2011).

3.2. Comportamento do fogo no Cerrado em duas décadas

Para além da análise quantitativa da série temporal de cicatrizes de áreas queimadas, também foram analisadas a frequência do fogo, a relação com uso e cobertura e base fundiária, para entendimento maior do comportamento do fogo no Cerrado nas duas últimas décadas. Os detalhes temporais da ocorrência do fogo no Cerrado observados neste estudo estão apresentados a seguir.

3.2.1. Frequência do fogo no Cerrado de 2000 a 2019

Em termos de frequência do fogo no período de 2000 a 2019 no Cerrado (Figura 13) é possível observar padrões heterogêneos entre áreas com maior e menor recorrência de eventos de fogo, com áreas em que o fogo foi registrado mais de 10 vezes na mesma área, nos 20 anos analisados. Há grandes mosaicos de áreas com alta frequência de fogo observadas no meio-norte e norte do bioma, nos estados do Tocantins e Mato Grosso, e a leste, na ilha do Bananal. Na parte Sul do Bioma há áreas queimadas com menor frequência e mais fragmentadas, provavelmente devido à fragmentação da paisagem natural e predominância de pastagens e áreas agrícolas (SOUZA et al., 2020).

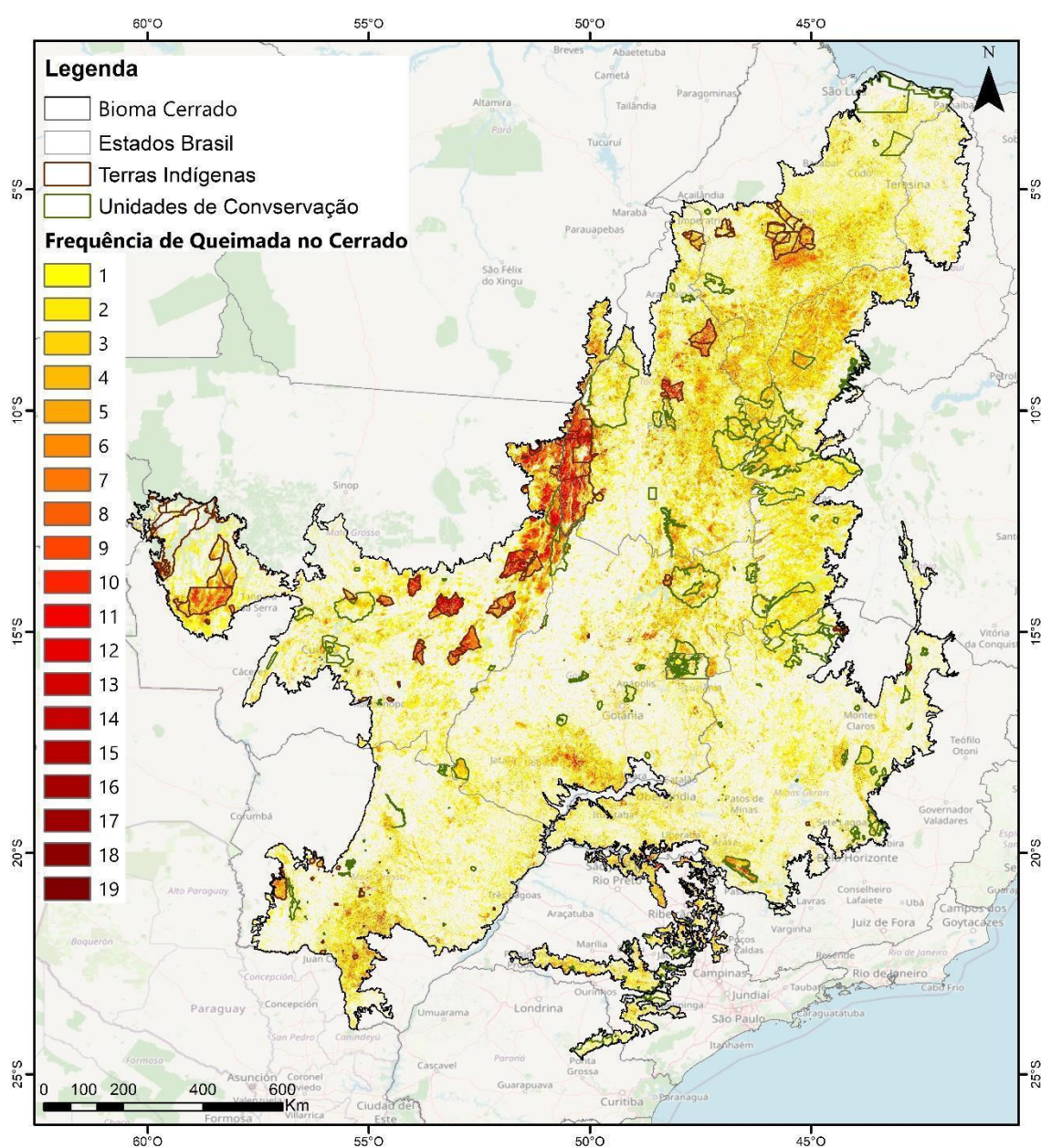


Figura 13 - Frequência da área queimada entre os anos 2000 a 2019 no Cerrado brasileiro.

Em relação à área de cada classe de frequência, é possível observar que 360.364 km² queimaram apenas uma vez, 270.601 km² queimaram de 2 a 3 vezes, 181.612 km² queimaram de 4 a 10 vezes e 13.085 km² queimaram mais de 10 vezes (Figura 14). Com a rápida substituição da vegetação natural por agricultura intensiva e mecanizada, o regime natural de queimadas no Cerrado vem sendo alterado para intervalos mais frequentes (de 1 a 4 anos), que resultam em consequências para a vegetação natural, como altas taxas de mortalidade de espécies lenhosas, redução do número de mudas em desenvolvimento e aumento da vegetação herbácea, e que podem alterar também o funcionamento do ecossistema, o fluxo de água e de carbono (MIRANDA et al., 2009).

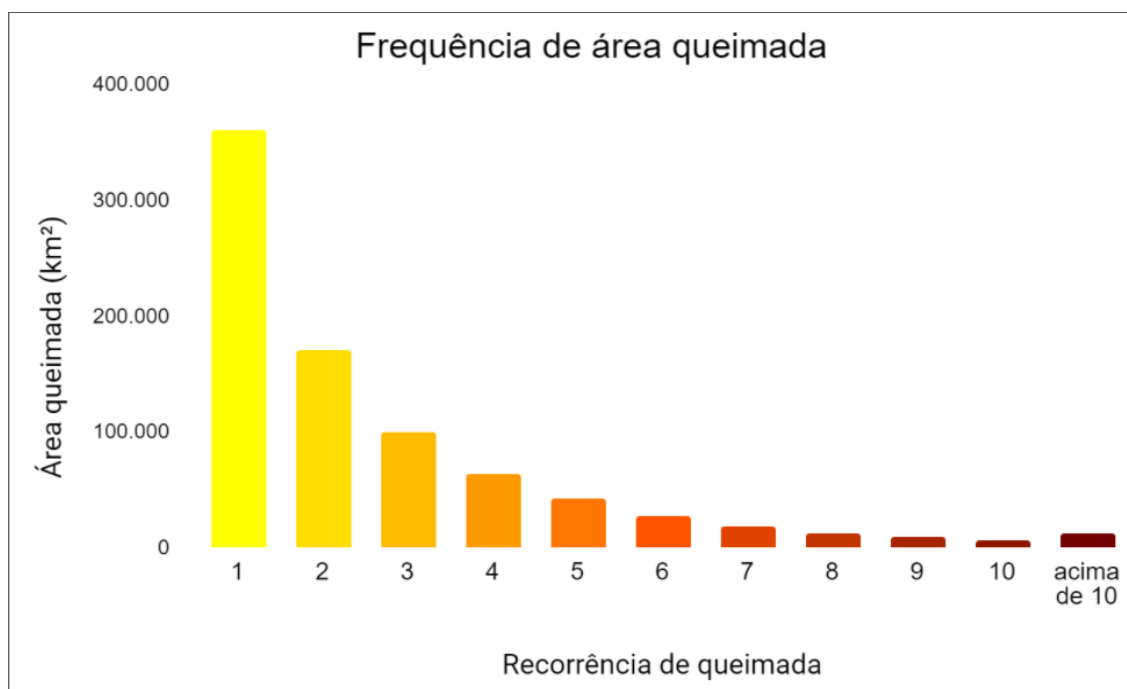


Figura 14 - Área queimada no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 para cada classe de frequência de ocorrência de fogo.

O Cerrado passou por grandes mudanças e pressões antrópicas nas últimas décadas, com seu remanescente de vegetação natural reduzido para 53,2% (ALENCAR et al., 2020), resultando (direta e indiretamente) em alterações significativas do seu regime natural de fogo. As altas frequências de queimadas também levam ao empobrecimento do ecossistema, exclusão de espécies sensíveis, redução do estoque de nutrientes e biomassa na camada arbórea e arbustiva (GOMES et al., 2020).

3.2.2. Área queimada anual por classes de uso e cobertura do solo

Em relação aos tipos de superfície sobre as quais se registram áreas queimadas (Figura 15), as queimadas sobre áreas de formação vegetal natural (formação florestal,

savânica e campestre) predominam. As proporções de classes de uso e cobertura afetadas são praticamente reproduzidas anualmente, onde foi feita a ponderação da área queimada de cada classe pela área total da sua respectiva classe. (Figura 16).

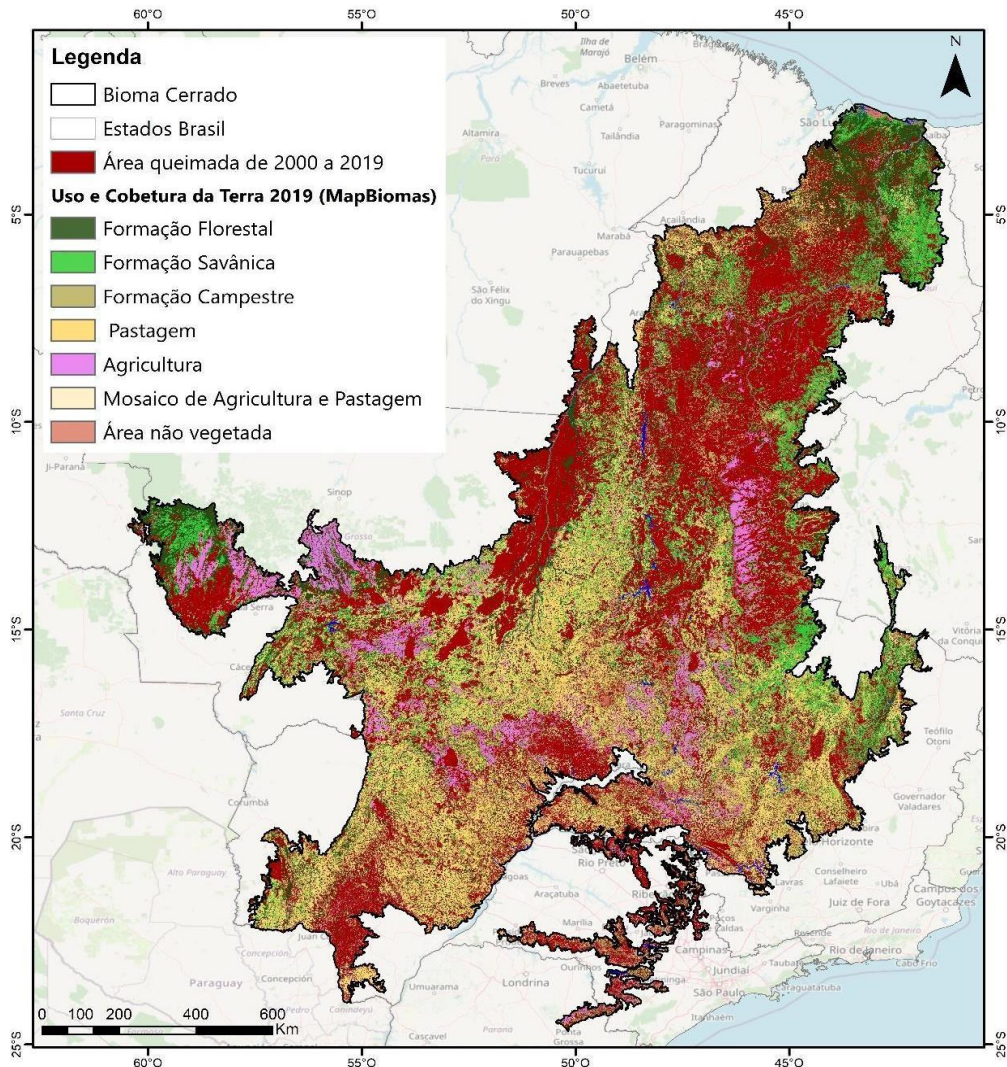


Figura 15 - Área total queimada detectada entre 2000 e 2019 e o uso e cobertura da terra no Cerrado mapeadas pelo Projeto MapBiomias Coleção 5.0.

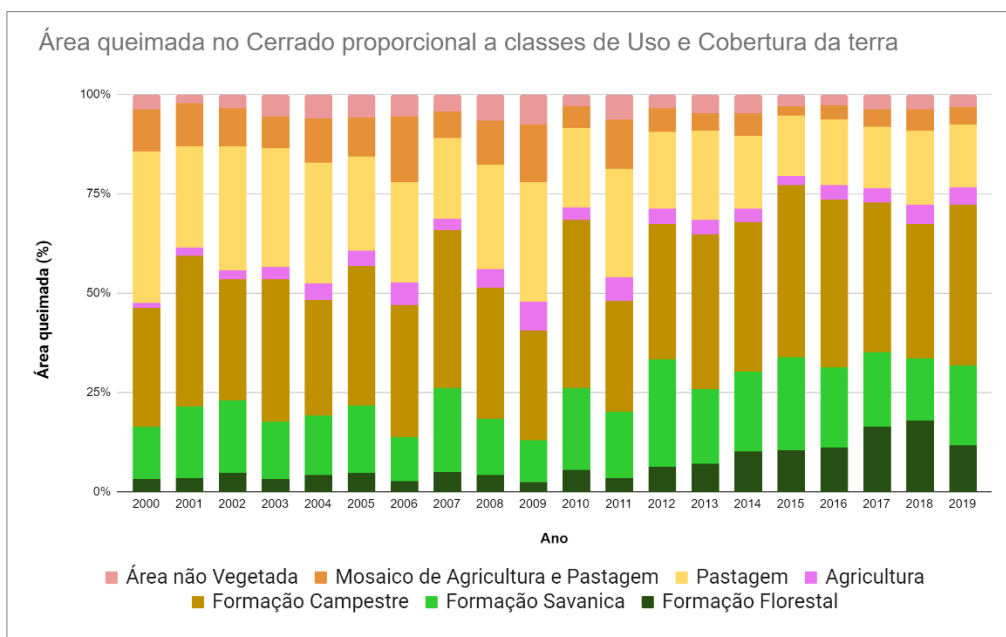


Figura 16 - Área queimada no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 para cada classe de uso e cobertura no Cerrado mapeadas pelo MapBiomias Coleção 5.0.

Embora os totais de áreas queimadas foram registrados principalmente sobre formações naturais (58%), não é possível afirmar que se tratam de queimadas de origem natural, pois as ignições antrópicas aumentaram muito nas últimas décadas com o aumento das áreas agropastoris que aliam o uso do fogo nas suas atividades, fazendo com o que o fogo avance também sobre áreas de cobertura vegetal natural (ALVARADO, 2018).

Observa-se uma predominância da ocorrência do fogo nas formações savânicas (34%), e uma ocorrência menor em formações campestres (9%) e florestais (15%). Tal padrão se deve ao fato de que o fogo em savana se caracteriza por queima de combustível mais fino, presente no estrato herbáceo da vegetação (predominante em formações campestres e savânicas). Já no estrato lenhoso, em árvores e grandes arbustos, o fogo é mais restrito devido à alta quantidade de água na biomassa viva, resultando em áreas queimadas predominantes em estratos rasteiros (MIRANDA; BUSTAMANTE; MIRANDA, 2002).

Enquanto a flora das savanas e campos apresentam espécies com características adaptadas ao fogo, a flora das formações florestais é muito menos adaptada. Embora a entrada do fogo seja mais restritiva em ambientes florestais, quando há eventos de fogo (natural ou antrópico) as consequências para as espécies e suas populações são muito mais devastadoras (MIRANDA et al., 2010).

3.2.3. Área queimada por categorias fundiárias

Em relação aos tipos de superfície sobre as quais se registram áreas queimadas (Figura 17) foi calculada a área queimada proporcional a área de cada categoria fundiária, onde as queimadas predominam em terras indígenas, representando 37% da área queimada no período. As queimadas em unidades de conservação (de uso sustentável e proteção integral) representam 19% do total queimado. As proporções de área queimada por categorias fundiárias são praticamente reproduzidas anualmente.

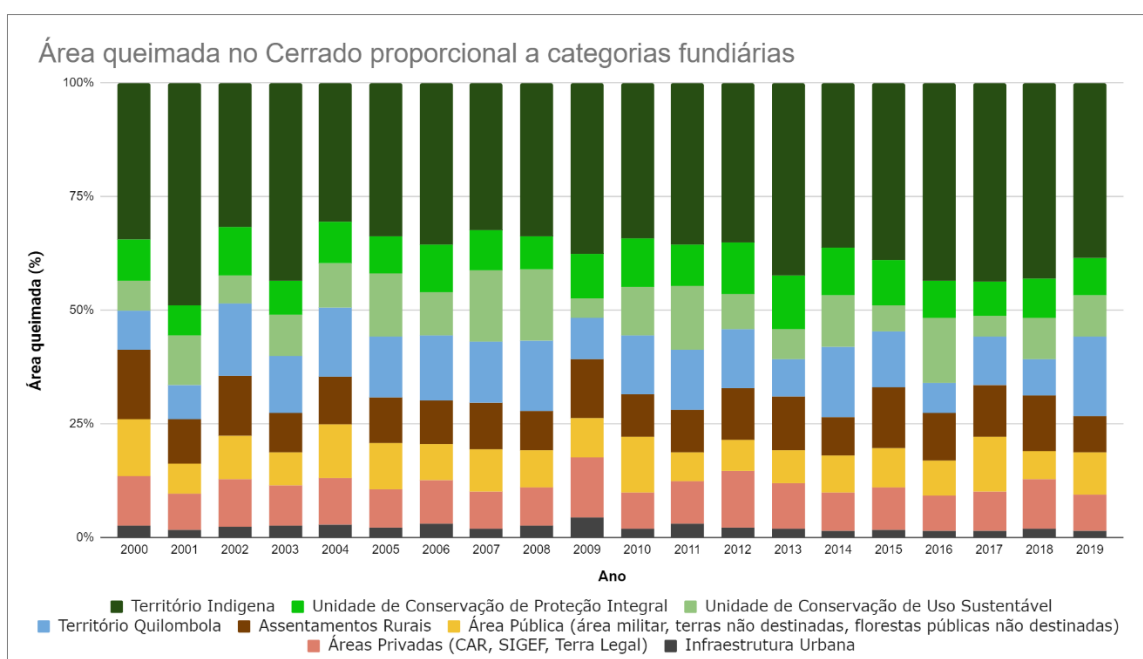


Figura 17 - Área queimada no Bioma Cerrado no período de 2000 a 2019 para cada classe de uso e cobertura no Cerrado mapeadas pelo MapBiomas Coleção 5.0.

O uso do fogo por populações tradicionais e em terras indígenas é um fator cultural, sendo usado para diversos fins, como a limpeza do solo, caça, limpeza e proteção de aldeias, estimulação de floração/frutificação e rebrota de plantas, redução de combustível, abertura de caminhos, eliminação de pragas, comunicação, proteção, cerimônias e rituais (MOURA et al., 2019).

Muitas áreas de remanescentes naturais em unidades de conservação no Cerrado passaram por períodos de política de fogo zero, o que favoreceu, na verdade, o acúmulo de material combustível e a ocorrência de grandes incêndios (FIDELIS et al., 2018). Porém este panorama tem sido alterado nos últimos anos com o avanço do conhecimento ecológico e adoção de planos de manejo integrado do fogo no âmbito de políticas brasileiras de conservação (SCHMIDT et al., 2018), em conformidade com o Art. 38 da lei que dispõe sobre a proteção da vegetação nativa (Lei 12.651, de 25 de maio de 2012) que

permite queimas controladas em unidades de conservação, desde que aprovadas pelo órgão gestor cujas características ecológicas da vegetação estejam associadas evolutivamente à ocorrência do fogo.

4. Conclusões

A partir da série histórica (2000 a 2019) de áreas queimadas no Cerrado, estimou-se que o fogo ocorreu em 41% do bioma em pelo menos um dos anos dentro do período analisado, sendo que a área média queimada anualmente foi de 109.138 hectares (5,4% do Bioma). Em relação à recorrência de fogo em uma mesma área, observou-se que 270.601 km² queimaram entre 2 a 3 vezes, 181.612 km² queimaram de 4 a 10 vezes e 13.085 km² queimaram mais de 10 vezes. Isto indica que mudanças do uso da terra têm alterado o regime do fogo, aumentando a frequência da ocorrência dos incêndios florestais.

Em relação aos tipos de uso e cobertura da terra sobre as quais foram detectadas áreas atingidas por fogo, observou-se que as formações vegetais naturais (florestal, savânica e campestre) predominaram em relação aos demais usos da terra. Já em relação aos tipos de domínio da terra sobre os quais foram observadas as áreas atingidas por fogo, observou-se predominância das áreas queimadas sobre as áreas protegidas (terras indígenas, unidades de conservação e território quilombola).

As análises realizadas permitiram dar resposta aos objetivos do entendimento do fogo inicialmente sinalizados, caracterizando-se espacial e temporalmente os padrões de ocorrência de fogo no Bioma Cerrado, nas últimas duas décadas. Comprova-se também o potencial de combinação de uso de produtos derivados de sensoriamento remoto, como os dados do MapBiomas, para explorar a variação de padrões espaço-temporais de ocorrência do fogo.

Os resultados deste estudo destacam a importância da adoção de estratégias de gestão e políticas orientadas para a conservação do Cerrado. Nas últimas décadas a ocorrência de fogo tem aumentado, conseqüentemente as emissões relacionadas também tendem a aumentar. Os atores e gestores de políticas e planos de gestão devem se preocupar com cenários futuros de mudanças climáticas e maiores riscos de ocorrência de fogo. Os dados produzidos nesta pesquisa são essenciais também para as estimativas de emissões de gases do efeito estufa, que têm efeito direto nas mudanças climáticas globais.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os objetivos propostos pela dissertação a partir de dois capítulos foram atingidos de forma bem-sucedida, com o desenvolvimento de uma metodologia semi-automática para mapeamento de cicatrizes de áreas queimadas no Cerrado (Capítulo 1) e o entendimento espaço-temporal do comportamento do fogo no bioma Cerrado nas últimas duas décadas (Capítulo 2). Sendo que a importância desta dissertação está no desenvolvimento de uma metodologia para mapear queimadas no bioma Cerrado, possibilitando fornecer informações periódicas sobre onde ocorrem e qual a extensão atingida. Essas informações são essenciais para gestores ambientais, pesquisas relacionadas aos impactos e à ecologia do fogo e estimativas de emissões de gases do efeito estufa derivados de queimadas.

Foi possível ressaltar a forte influência do fogo na dinâmica do Cerrado, compreendendo padrões espaço temporais da incidência do fogo, sua relação com o uso e cobertura da terra e categorias fundiárias, além dos aspectos relacionados à recorrência do fogo. Os dados gerados também são subsídios para análises futuras relacionadas ao fogo no Cerrado, visto que eventos de fogo são complexos e relacionados a fatores climáticos, ecológicos, culturais e econômicos. Os dados gerados também podem servir como planejamento de medidas de combate a incêndios florestais e modelagem de áreas com maiores riscos de ocorrência de fogo.

Por fim, vale ressaltar que o fogo está presente no Cerrado a milhões de anos, moldando o bioma, por isso não deve ser eliminado completamente. Recomenda-se o manejo do fogo natural, para que ele permaneça com seu papel ecológico, sem acarretar riscos e danos para o ecossistema e à população. Análises complementares, tanto para verificar a acuidade dos dados, quanto para o melhor entendimento das causas e padrões da ocorrência do fogo no Cerrado podem ser realizadas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALDERSLEY, A.; MURRAY, S. J.; CORNELL, S. E. Global and regional analysis of climate and human drivers of wildfire. **Science of the Total Environment**, [s. l.], v. 409, n. 18, p. 3472–3481, 2011. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2011.05.032>>

ALENCAR, A.; Z. SHIMBO, J.; LENTI, F.; BALZANI MARQUES, C.; ZIMBRES, B.; ROSA, M.; ARRUDA, V.; CASTRO, I.; FERNANDES MÁRCICO RIBEIRO, J. P.; VARELA, V.; ALENCAR, I.; PIONTEKOWSKI, V.; RIBEIRO, V.; M. C. BUSTAMANTE, M.; EYJI SANO, E.; BARROSO, M. Mapping Three Decades of Changes in the Brazilian Savanna Native Vegetation Using Landsat Data Processed in the Google Earth Engine Platform. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 12, n. 6, p. 924, 2020. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2072-4292/12/6/924>>

ALVARADO, S. T. Variação espaço-temporal da ocorrência do fogo nos Biomas Brasileiros com base na análise de produtos de Sensoriamento Remoto. **Geografia**, [s. l.], v. 44, n. 2, p. 321–345, 2018.

ALVARADO, S. T.; FORNAZARI, T.; CÓSTOLA, A.; MORELLATO, L. P. C.; SILVA, T. S. F. Drivers of fire occurrence in a mountainous Brazilian cerrado savanna: Tracking long-term fire regimes using remote sensing. **Ecological Indicators**, [s. l.], v. 78, p. 270–281, 2017. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.02.037>>

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C.; DE MORAES GONÇALVES, J. L.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, [s. l.], v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013.

ARRUDA, V. L. S.; PIONTEKOWSKI, V. J.; ALENCAR, A.; PEREIRA, R. S.; MATRICARDI, E. A. T. An alternative approach for mapping burn scars using Landsat imagery, Google Earth Engine, and Deep Learning in the Brazilian Savanna. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, [s. l.], v. 22, p. 100472, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100472>>

BACCINI, A.; WALKER, W.; CARVALHO, L.; FARINA, M.; SULLA-MENASHE, D.; HOUGHTON, R. A. Tropical forests are a net carbon source based on aboveground measurements of gain and loss. **Science**, [s. l.], v. 358, n. 6360, p. 230–234, 2017.

BOND, W. J.; KEELEY, J. E. Fire as a global “herbivore”: The ecology and evolution of flammable ecosystems. **Trends in Ecology and Evolution**, [s. l.], v. 20, n. 7, p. 387–394, 2005.

BOWMAN, D.; BALCH, J. K.; ARTAXO, P.; BOND, W. J.; CARLSON, J. M.; COCHRANE, M. A.; D'ANTONIO, C. M.; DEFRIES, R. S.; DOYLE, J. C.; HARRISON, S. P.; JOHNSTON, F. H.; KEELEY, J. E.; KRAWCHUK, M. a; KULL, C. a; MARSTON, J. B.; MORITZ, M. a.; PRENTICE, I. C.; ROOS, C. I.; SCOTT, A. C.; SWETNAM, T. W.; VAN DER WERF, G. R.; PYNE, S. J. Fire in the Earth system. **Science (New York, N.Y.)**, [s. l.], v. 324, n. 5926, p. 481–4, 2009.

BUSTAMANTE, M. M. C.; NOBRE, C. A.; SMERALDI, R.; AGUIAR, A. P. D.; BARIONI, L. G.; FERREIRA, L. G.; LONGO, K.; MAY, P.; PINTO, A. S.; OMETTO, J. P. H. B. Estimating greenhouse gas emissions from cattle raising in Brazil. **Climatic Change**, [s. l.], v. 115, n. 3–4, p. 559–577, 2012.

COCHRANE, M. A.; COCHRANE, M. A.; RYAN, K. C. Fire and fire ecology: Concepts and principles. **Tropical Fire Ecology**, [s. l.], p. 25–62, 2010.

- DE MIRANDA, S. do C.; BUSTAMANTE, M.; PALACE, M.; HAGEN, S.; KELLER, M.; FERREIRA, L. G. Regional variations in biomass distribution in Brazilian Savanna Woodland. **Biotropica**, [s. l.], v. 46, n. 2, p. 125–138, 2014.
- FELFILI, M. C.; FELFILI, J. M. Diversidade Alfa E Beta No Cerrado Sensu Stricto Da Chapada Pratinha, Brasil. **Acta Botanica Brasilica**, [s. l.], v. 15, n. 2, p. 243–254, 2001.
- FIDELIS, A.; ALVARADO, S.; BARRADAS, A.; PIVELLO, V. The Year 2017: Megafires and Management in the Cerrado. **Fire**, [s. l.], v. 1, n. 3, p. 49, 2018.
- GOMES, L.; MIRANDA, H. S.; SILVÉRIO, D. V.; BUSTAMANTE, M. M. C. Forest Ecology and Management Effects and behaviour of experimental fires in grasslands, savannas, and forests of the Brazilian Cerrado. [s. l.], v. 458, n. August 2019, 2020.
- GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning**. [s.l.] : MIT Press, 2016.
- JÚNIOR, A. D. C. P.; BRETOS, A. L. K.; ANTONIOLI, V. Mudanças no regime do fogo no bioma Cerrado: o caso do Parque Estadual do Jalapão. **XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, [s. l.], p. 6401–6408, 2013. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2013/files/p0917.pdf>>
- KEY, C.; BENSON, N. Landscape Assessment: Remote Sensing Measure Of Severity: The Normalized Burn Ratio. In: **FIREMON: Fire Effects Monitoring and Inventory System**. Fort Collins, CO: U.S.: USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, General Technical Report, RMRS-GTR-164-CD:LA1-LA51, 2006.
- KLINK, C. a.; KLINK, C. a.; MACHADO, R. B.; MACHADO, R. B. A conservação do Cerrado brasileiro. **Megadiversidade**, [s. l.], v. 1, p. 147–155, 2005.
- LEWINSOHN, T. M.; PRADO, P. I. How many species are there in Brazil? **Conservation Biology**, [s. l.], v. 19, n. 3, p. 619–624, 2005. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1523-1739.2005.00680.x>>
- LIBONATI, R.; DACAMARA, C. C.; SETZER, A. W.; MORELLI, F.; MELCHIORI, A. E. An Algorithm for Burned Area Detection in the Brazilian Cerrado Using 4 μ m MODIS Imagery. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 7, p. 15782–15803, 2015.
- LIU, J.; HEISKANEN, J.; EIJI, E.; PELLIKKA, P. K. E. Burned area detection based on Landsat time series in savannas of southern Burkina Faso. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, [s. l.], v. 64, p. 210–220, 2018. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2017.09.011>>
- MARENCO, J. A.; TOMASELLA, J.; ALVES, L. M.; SOARES, W. R.; RODRIGUEZ, D. A. The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophysical Research Letters**, [s. l.], v. 38, n. 12, p. 1–5, 2011.
- MARIUS-CONSTANTIN, P.; BALAS, V. E.; PERESCU-POPESCU, L.; MASTORAKIS, N. Multilayer perceptron and neural networks. **WSEAS Transactions on Circuits and Systems**, [s. l.], v. 8, n. 7, p. 579–588, 2009.
- MIRANDA, H. S.; BUSTAMANTE, M. M. D. C.; MIRANDA, A. C. **The Fire Factor**. New York: Columbia University Press, 2002.
- MIRANDA, H. S.; PINTO, A. S.; AMARAL, A. G.; NEVES, B. M. C.; DIAS, B. F. S.; WALTER, B. M. .; MUNHOZ, C. B. R.; MAIA, J. M. F.; RIBEIRO, J. F.; MORAIS, H. C.; DINIZ, I. R.; SATO, M. N.; ANDRADE, L. A. Z.; BUSTAMANTE, M. M. C.; RIGGAN, P. J.;

HENRIQUES, R. P. B.; TISSELL, R. G.; LOCKWOOD, R. N.; NETO, W. N. **Efeitos do regime do fogo sobre a estrutura de comunidades de cerrado: Resultados do Projeto Fogo**. [s.l.: s.n.].

MIRANDA, H. S.; SATO, M. N.; NETO, W. N.; AIRES, F. S. **Fires in the Cerrado, the Brazilian savanna**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2009. v. 2 Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/978-3-540-77381-8>>

MOURA, L. C.; SCARIOT, A. O.; SCHMIDT, I. B.; BEATTY, R.; RUSSELL-SMITH, J. The legacy of colonial fire management policies on traditional livelihoods and ecological sustainability in savannas: Impacts, consequences, new directions. **Journal of Environmental Management**, [s. l.], v. 232, n. April 2018, p. 600–606, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.11.057>>

MUNHOZ, C. B. R.; FELFILI, J. M. Phenology of the herbaceous layer in a campo sujo community in the Fazenda Água Limpa, Federal District, Brazil. **Acta Botanica Brasilica**, [s. l.], v. 19, n. 4, p. 979–988, 2005.

MYERS, N.; A, M. R.; MITTERMEIER, C. G.; FONSECA, G. A. .; KENT, F. Biodiversity hotspots for conservation priorities. **Nature**, [s. l.], v. 468, n. 7326, p. 895, 2010. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10706275>>

NOOJIPADY, P.; MORTON, C. D.; MACEDO, N. M.; VICTORIA, C. D.; HUANG, C.; GIBBS, K. H.; BOLFE, L. E. Forest carbon emissions from cropland expansion in the Brazilian Cerrado biome. **Environmental Research Letters**, [s. l.], v. 12, n. 2, 2017.

OLIVA, P.; MARTÍN, P.; CHUVIECO, E. Burned area mapping with MERIS post-fire image. **International Journal of Remote Sensing**, [s. l.], v. 32, n. 15, p. 4175–4201, 2011.

OLOFSSON, P.; FOODY, G. M.; HEROLD, M.; STEHMAN, S. V.; WOODCOCK, C. E.; WULDER, M. A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 148, p. 42–57, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>>

PEREIRA, A. A.; PEREIRA, J. M. C.; LIBONATI, R.; OOM, D.; SETZER, A. W.; MORELLI, F.; MACHADO-SILVA, F.; CARVALHO, L. M. T. De. Burned Area Mapping in the Brazilian Savanna Using a One-Class Support Vector Machine Trained by Active Fires. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 9, n. 1161, p. 21, 2017. a.

PEREIRA, A. A.; PEREIRA, J. M. C.; LIBONATI, R.; OOM, D.; SETZER, A. W.; MORELLI, F.; MACHADO-SILVA, F.; DE CARVALHO, L. M. T. Burned area mapping in the Brazilian Savanna using a one-class support vector machine trained by active fires. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 9, n. 11, 2017. b.

PEREIRA, A. C.; OLIVEIRA, S. L. J.; PEREIRA, J. M. C.; TURKMAN, M. A. A. Modelling fire frequency in a Cerrado savanna protected area. **PLoS ONE**, [s. l.], v. 9, n. 7, p. 11, 2014.

PIROMAL, R. A. S.; RIVERA-LOMBARDI, R. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; FORMAGGIO, A. R.; KRUG, T. Utilização de dados MODIS para a detecção de queimadas na Amazônia. **Acta Amazonica**, [s. l.], v. 38, n. 1, p. 77–84, 2008. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0044-59672008000100009&lng=en&nrm=iso&tlng=pt>

PIVELLO, V. R. The use of fire in the cerrado and Amazonian rainforests of Brazil: Past and present. **Fire Ecology**, [s. l.], v. 7, n. 1, p. 24–39, 2011.

REYDON, B. P.; FERNANDES, V. B.; SIQUEIRA, G. P. **O Cadastro de terras do Brasil a**

partir de informações oficiais georreferenciadas e disponíveis à sociedade civil Governança de Terras. Campinas, SP.

RIBEIRO, J. F.; WALTER, B. M. T. Fitofisionomias do bioma Cerrado. **Cerrado : ambiente e flora**, [s. l.], p. 87–166, 1998.

SANO, E. E.; RODRIGUES, A. A.; MARTINS, E. S.; BETTIOL, G. M.; BUSTAMANTE, M. M. C.; BEZERRA, A. S.; COUTO, A. F.; VASCONCELOS, V.; SCHÜLER, J.; BOLFE, E. L. Cerrado ecoregions: A spatial framework to assess and prioritize Brazilian savanna environmental diversity for conservation. **Journal of Environmental Management**, [s. l.], v. 232, n. July 2018, p. 818–828, 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.11.108>>

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**, [s. l.], v. 55, n. 5, p. 2094–2101, 2018.

SILVA, J. C. Da; BATES, J. Hotspot: The Cerrado, which includes both forest and savanna habitats, is the second largest South American biome, and among the most threatened on the continent. **BioScience**, [s. l.], v. 52, n. 3, p. 225–233, 2002. Disponível em: <[http://www.bioone.org/doi/abs/10.1641/0006-3568\(2002\)052\[0225:BPACIT\]2.0.CO;2](http://www.bioone.org/doi/abs/10.1641/0006-3568(2002)052[0225:BPACIT]2.0.CO;2)>

SIMON, M. F.; GREYER, R.; DE QUEIROZ, L. P.; SKEMA, C.; PENNINGTON, R. T.; HUGHES, C. E. Recent assembly of the Cerrado, a neotropical plant diversity hotspot, by in situ evolution of adaptations to fire. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [s. l.], v. 106, n. 48, p. 20359–20364, 2009. Disponível em: <<http://www.pnas.org/cgi/doi/10.1073/pnas.0903410106>>

SOUZA, C. M.; SHIMBO, J. Z.; ROSA, M. R.; PARENTE, L. L.; ALENCAR, A. A.; RUDORFF, B. F. T.; HASENACK, H.; MATSUMOTO, M.; FERREIRA, L. G.; SOUZA-FILHO, P. W. M.; DE OLIVEIRA, S. W.; ROCHA, W. F.; FONSECA, A. V.; MARQUES, C. B.; DINIZ, C. G.; COSTA, D.; MONTEIRO, D.; ROSA, E. R.; VÉLEZ-MARTIN, E.; WEBER, E. J.; LENTI, F. E. B.; PATERNOST, F. F.; PAREYN, F. G. C.; SIQUEIRA, J. V.; VIERA, J. L.; NETO, L. C. F.; SARAIVA, M. M.; SALES, M. H.; SALGADO, M. P. G.; VASCONCELOS, R.; GALANO, S.; MESQUITA, V. V.; AZEVEDO, T. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth engine. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 12, n. 17, 2020.

STRASSBURG, B. B. N.; BROOKS, T.; FELTRAN-BARBIERI, R.; IRIBARREM, A.; CROUZEILLES, R.; LOYOLA, R.; LATAWIEC, A. E.; OLIVEIRA FILHO, F. J. B.; DE SCARAMUZZA, C. A. M.; SCARANO, F. R.; SOARES-FILHO, B.; BALMFORD, A. Moment of truth for the Cerrado hotspot. **Nature Ecology and Evolution**, [s. l.], v. 1, n. 4, 2017.

ZHU, Z.; WOODCOCK, C. E. Automated cloud, cloud shadow, and snow detection in multitemporal Landsat data: An algorithm designed specifically for monitoring land cover change. **Remote Sensing of Environment**, [s. l.], v. 152, p. 217–234, 2014. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2014.06.012>>

USGS. Landsat missions. Acesso em 19/04/2019. Disponível em: <<https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat>>