

PPGCAM

Programa de Pós-Graduação
em Ciências Ambientais/UFMA

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS DE CHAPADINHA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS

ANDREZA MACIEL DE SOUSA

LÓGICA *FUZZY* APLICADA À MODELAGEM DO RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NO BIOMA CERRADO, BRASIL

Chapadinha-MA

2026

ANDREZA MACIEL DE SOUSA

**LÓGICA *FUZZY* APLICADA À MODELAGEM DO RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NO BIOMA CERRADO, BRASIL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais, do Centro de Ciências de Chapadinha, da Universidade Federal do Maranhão, para obtenção do título de Mestre em Ciências Ambientais.

Orientador: Prof. Dr. Nítalo André Farias Machado

Coorientador: Prof. Dr. Plinio Antonio Guerra Filho

Mestranda: Andreza Maciel de Sousa

Área de Concentração: Meio ambiente e recursos naturais

Linha de Pesquisa: Produção agrícola desenvolvimento sustentável

Chapadinha – MA

2026

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Sousa, Andreza Maciel de.

LÓGICA FUZZY APLICADA À MODELAGEM DO RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NO BIOMA CERRADO, BRASIL / Andreza Maciel de
Sousa. - 2026.

77 p.

Orientador(a): Dr. Nitalo André Farias Machado.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em
Ciências Ambientais/ccch, Universidade Federal do
Maranhão, Chapadinha, 2026.

1. Sistema de Informações Geográficas. 2. Análise
Espacial. 3. Teoria Difusa. 4. Impactos Ambientais. I.
Machado, Dr. Nitalo André Farias. II. Título.

ANDREZA MACIEL DE SOUSA

**LÓGICA *FUZZY* APLICADA À MODELAGEM DO RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NO BIOMA CERRADO, BRASIL**

Dissertação apresentada ao Programa de
Pós-graduação em Ciências Ambientais,
do Centro de Ciências de Chapadinha, da
Universidade Federal do Maranhão, para
obtenção do título de Mestre em Ciências
Ambientais.

Aprovada em: ____/____/____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Nítalo André Farias Machado (Orientador)
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Washington da Silva Sousa (Interno)
Universidade Federal do Maranhão

Prof. Dr. Marcos Renan Lima Leite (Externo)
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Piauí

Chapadinha – MA

2026

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelo dom da vida, pela força, amor e cuidado que tens por mim, por ser meu amigo fiel em todos os momentos e, acima de tudo, pela sua infinita misericórdia.

À minha família por todo apoio e incentivo, por ser minha base em toda essa jornada, com toda certeza essa vitória não é só minha, é NOSSA. Em especial, agradeço à minha mãe (Antonia Macedo Maciel de Sousa), minha maior inspiração de vida, pela paciência, cuidado, carinho e amor incondicional.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Nítalo André Farias Machado por todo o apoio, ensinamento e paciência durante essa jornada. És um grande exemplo para mim de profissional, e principalmente como ser humano. Sem dúvida, não poderia ter escolhido um mentor melhor para esta etapa. Obrigada por tudo e por tanto, conte sempre comigo.

Ao meu coorientador, Prof. Dr. Plínio Antonio Guerra Filho, que acreditou em mim desde a graduação e sempre me apoiou e incentivou ao longo de toda a minha trajetória acadêmica. Serei sempre grata pelos ensinamentos, conselhos e amizade. Conte comigo.

Ao Prof. Dr. Marcos Vinicius da Silva, que, desde que chegou à universidade, nunca mediu esforços para me auxiliar em tudo o que precisei. Além dos seus ricos ensinamentos e conselhos, és um grande exemplo para mim.

Aos amigos que caminharam comigo durante essa jornada, tornando-a mais leve e alegre, Katarina Grobner, Letícia Gomes, Verônica Kerber e Mara Gomes.

Ao Grupo Pesquisa em Inovação e Tecnologia Rural (INOVAR), por todo o suporte e apoio durante quatro anos, período em que aprendi e, sobretudo, cresci não apenas como profissional, mas também como ser humano.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Ambientais (PPGCAM) da Universidade Federal do Maranhão (UFMA) oportunidade concedida de realizar o mestrado.

A todos que fazem a UFMA *campus* Chapadinha, o lugar que se tornou minha casa por mais de seis anos, deixo minha eterna gratidão por cada experiência, aprendizado e oportunidade que transformaram minha vida.

RESUMO

Os incêndios florestais causam impactos ambientais e socioeconômicos, ao comprometer a qualidade do solo, a vegetação e os recursos naturais. No bioma Cerrado, apesar da recorrência do fogo, os fatores associados aos incêndios florestais em larga escala ainda são pouco compreendidos. O objetivo com este estudo foi desenvolver e validar um modelo de risco de incêndios florestais (RIF) para o bioma Cerrado via lógica *fuzzy*. No capítulo 1º, apresenta-se uma revisão de literatura que busca apresentar os conceitos e contextualizar o Cerrado à luz dos desafios ambientais e socioeconômicos. Além disso, aborda-se conceitos de lógica *fuzzy* e Sistema de Informações Geográficas (SIG), e suas aplicações no monitoramento ambiental. No capítulo 2º, apresenta-se o estudo sobre a modelagem de RIF via lógica *fuzzy* e SIG, integrando fatores bióticos, abióticos e antrópicos para o Cerrado, brasileiro. O modelo RIF foi desenvolvido pelo método de sobreposição *fuzzy gamma*. A validação foi efetuada a partir análise de *cluster* e elaboração de dendrograma entre as classes de RIF e dados de focos de incêndios do Instituto Nacional de Pesquisas Nacionais (INPE), complementada pela análise de densidade de Kernel. As classes de risco “médio” e “alto” de incêndios florestais representaram 68.35% e 28.43% do bioma, respectivamente. Houve maior concentração dessas classes nas regiões centro-sul e sudeste do Cerrado. As variáveis de uso e cobertura da terra, rodovias, densidade populacional, precipitação, temperatura média, e deficiência hídrica, foram identificadas como as variáveis mais influentes na modelagem. A análise de densidade de Kernel dos focos registrados pelo INPE evidenciou áreas críticas na fronteira agrícola do MATOPIBA, apontado como área crítica no modelo RIF. O dendrograma revelou dois grupos principais: (1) risco “alto” associado ao risco de fogo e (2) risco “moderado” associado à frequência de incêndios, ambos derivados dos dados do INPE, enquanto as classes de risco “baixo” e “muito alto” permaneceram isoladas no nível de corte adotado, validando a qualidade do modelo desenvolvido. Em conclusão, pôde-se constatar que modelo desenvolvido foi eficaz para prever e identificar as áreas de risco de incêndios florestais no Cerrado, além de apresentar potencial de aplicação em outras regiões, em razão do baixo custo de processamento, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de prevenção e combate de incêndios florestais.

Palavras-chave: Sistema de Informações Geográficas, Análise espacial, Teoria difusa, Impactos ambientais.

ABSTRACT

Wildfires cause environmental and socioeconomic impacts by compromising soil quality, vegetation, and natural resources. In the Cerrado biome, despite the recurrence of fire, the factors associated with large-scale wildfires are still poorly understood. The objective of this study was to develop and validate a wildfire risk (WR) model for the Cerrado biome using fuzzy logic. In Chapter 1, a literature review is presented that aims to introduce key concepts and contextualize the Cerrado in light of current environmental and socioeconomic challenges. In Chapter 2, the study on WR modeling using fuzzy logic and GIS is presented, integrating biotic, abiotic, and anthropogenic factors for the Brazilian Cerrado. The WR model was developed using the fuzzy gamma overlay method. The validation was performed through cluster analysis and the construction of a dendrogram between the WR classes and wildfire hotspot data from the Brazilian National Institute for Space Research (INPE), complemented by Kernel density analysis. The “moderate” and “high” wildfire risk classes represented 68.35% and 28.43% of the biome, respectively. There was a greater concentration of these classes in the central-southern and southeastern regions of the Cerrado. The variables land use and land cover, roads, population density, precipitation, mean temperature, and water deficit were identified as the most influential variables in the modeling. Kernel density analysis of fire hotspots recorded by the Brazilian National Institute for Space Research (INPE) revealed critical areas along the agricultural frontier of MATOPIBA, which was also identified as a critical area in the WR model. The dendrogram revealed two main groups: (1) “high” risk, associated with fire risk, and (2) “moderate” risk, associated with wildfire frequency, both derived from data provided by the Brazilian National Institute for Space Research (INPE). Meanwhile, the “low” and “very high” risk classes remained isolated at the adopted cut level, validating the quality of the developed model. In conclusion, the developed model proved effective in predicting and identifying wildfire risk areas in the Cerrado. In addition, it demonstrated potential for application in other regions due to its low processing cost, thereby contributing to the development of wildfire prevention and suppression strategies.

Keywords: Geographic Information System, Spatial analysis, *Fuzzy Theory*, Environmental impacts.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

CAPITULO I

Figura 1. Classificação climática de Köppen-Geiger. Fonte adaptado: Alvares et al. (2013a).....	16
Figura 2. Principais fisionomias do Cerrado s.l. Fonte: Coutinho (1978).....	17
Figura 3. Região do MATOPIBA.	20

CAPITULO II

Figura 1. Localização do bioma Cerrado	44
Figura 2. Fluxograma metodológico seguido para desenvolver o modelo de RIF para o bioma Cerrado	46
Figura 3. Uso e cobertura da terra no Bioma Cerrado, Brasil	48
Figura 4. Variáveis topográficas: a) declive, b) altitude e c) orientação de vertente.....	49
Figura 5. Variáveis antropogênicas: a) Rodovias e b) Densidade Populacional.....	49
Figura 6. Variáveis climáticas: a) Precipitação, b) Temperatura média do ar, c) Velocidade do vento d) Deficiência hídrica	51
Figura 7. Curva das funções de pertinência <i>fuzzy</i> aplicadas a cada uma das variáveis..	59
Figura 8. Efeito das funções de pertinência nas variáveis.....	61
Figura 9. Mapa de risco de incêndio para o bioma Cerrado, Brasil.	63
Figura 10. Mapa de densidade kernel dos focos de incêndios no bioma Cerrado em 2023.	64
Figura 11. Dendrograma de Agrupamento Hierárquico de categorias RIF em função dos focos de incêndio. Legenda: FF = Frequência de Fogo.....	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Conjuntos de dados utilizados no estudo e suas respectivas informações.	47
Tabela 2. Matriz de correlação de Spearman entre as variáveis.	52
Tabela 3. Reclassificação do UCT de acordo com a influência de cada classe aos riscos de incêndios florestais.	53
Tabela 4. Risco de incêndios florestais de acordo as variáveis topográficas com os dados de Orientação de vertente e Declividade.	54
Tabela 5. Risco de incêndios florestais de acordo com o mapa de rodovias e densidade populacional.....	54
Tabela 6. Risco de incêndios florestais de acordo com os dados de precipitação, temperatura média do ar, velocidade do vento e deficiência hídrica.....	55

LISTA DE SIGLAS

FAO - Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INPE- Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

RIF - Risco de Incêndios Florestais

SIG - Sistemas de Informação Geográfica

UCT- Uso e Cobertura da Terra

USGS - *United States Geological Survey*

PMIF- Plano Nacional de Manejo Integrado do Fogo

IBAMA - Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis

SPD - Sistema de Plantio Direto

ILPF - Integração Lavoura-Pecuária-Floresta

ONU - Organização das Nações Unidas

SUMÁRIO

CAPÍTULO I.....	12
CONSIDERAÇÕES INICIAIS	12
1. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
1.1 Incêndios Florestais	14
1.2 Bioma Cerrado.....	14
1.2.1 Caracterização do bioma Cerrado.....	14
1.2.2 Fauna e Flora (Biodiversidade)	16
1.2.3 Papel do Cerrado no armazenamento de água.....	18
1.2.4 Impacto da agropecuária na preservação do Cerrado.....	19
1.2.5 Políticas públicas voltadas ao manejo de incêndios florestais no Brasil	20
1.3 Lógica <i>Fuzzy</i>	22
1.4 Sistema de Informações Geográficas (SIG).....	23
1.5 Análise de risco de incêndios florestais	24
1.5.1 Fatores que influenciam o risco de incêndios florestais	24
1.5.2 Lógica <i>fuzzy</i> aplicada a análise de risco de incêndios florestais.....	25
1.5.3 SIG aplicado ao mapeamento de risco de incêndios florestais.....	26
2. OBJETIVO.....	28
2.1 Geral.....	28
2.2 Específicos	28
REFERÊNCIAS.....	29
CAPÍTULO II.....	40
1. INTRODUÇÃO.....	41
2. MATERIAL E MÉTODOS	43
2.1 Caracterização da área de estudo	43
2.2 Aquisição do dataset	47
2.3 Análise preliminar dos dados	51
2.4 Aplicação das funções de pertinência <i>fuzzy</i> e sobreposição <i>fuzzy</i>	52
2.5 Reclassificação do risco de incêndios florestais	56
2.6 Dinâmica espacial dos focos de calor via modelagem de densidade de Kernel ..	56
2.7 Validação do modelo via dendrograma.....	57
3. RESULTADOS	58
4. DISCUSSÃO	65
5. CONCLUSÃO	69
REFERÊNCIAS.....	70

CAPÍTULO I

CONSIDERAÇÕES INICIAIS

Os incêndios florestais podem ser classificados em incêndios naturais e incêndios antrópicos. Os incêndios naturais, geralmente causados por raios, são raros e pouco frequentes, podendo levar anos ou até décadas para ocorrer novamente na mesma área. Em contraste, os incêndios antrópicos, sendo eles acidental ou criminoso, rompem esse ciclo natural (Pereira *et al.*, 2026). No Brasil, estima-se que aproximadamente 99% dos incêndios florestais sejam causados por ações humanas associadas ao desmatamento, ao uso inadequado do fogo em práticas agropecuárias e à negligência no manejo florestal (AGÊNCIA BRASIL, 2024). Esses eventos agravam os impactos ambientais, como a perda de biodiversidade, alterações na estrutura da vegetação e degradação do solo, além de contribuírem para a emissão de gases de efeito estufa.

O Cerrado é um dos biomas mais importantes do Brasil, reconhecido por sua elevada biodiversidade e por sua relevância ecológica, hidrológica e socioeconômica. Nas últimas décadas, entretanto, o avanço das atividades agropecuárias tem promovido intensas transformações nesse bioma, especialmente em áreas consideradas novas fronteiras agrícolas, como a região do MATOPIBA (Lima *et al.*, 2019). A expansão dessas atividades tem contribuído para a conversão e fragmentação da vegetação nativa, resultando em impactos sobre a biodiversidade e sobre a conservação dos recursos hídricos e do solo (Bezerra *et al.*, 2022; Gomes *et al.*, 2025). Além disso, as mudanças no uso e cobertura da terra tem alterado a dinâmica dos riscos de incêndios florestais, intensificando a pressão sobre os ecossistemas do Cerrado (Rodrigues *et al.*, 2023).

Diante desse cenário, a utilização de geotecnologias, especialmente das técnicas de sensoriamento remoto e Sistema de Informação Geográfica (SIG), pode ampliar a capacidade de análise espacial e de monitoramento dos riscos ambientais, frente à expansão agrícola e à necessidade de conservação dos recursos naturais no Cerrado brasileiro (Silva *et al.*, 2024; Silva *et al.*, 2025). Diversos métodos, como redes neurais (Naderpour, Rizeei e Ramezani, 2021), *machine learning* (Shi e Zhang, 2023), modelos lineares generalizados (Joshi *et al.*, 2024) e lógica *fuzzy* (Juvanhol *et al.*, 2021), têm surgido como alternativas metodológicas para a modelagem do risco de incêndios florestais.

34 Entre essas abordagens a lógica *fuzzy* destaca-se por sua capacidade de representar
35 gradientes contínuos de risco e lidar com incertezas e imprecisões presentes nos processos
36 ambientais (Aragão *et al.*, 2023). Além disso, permite a integração de diferentes variáveis
37 ambientais e conhecimento especialista por meio de regras lógicas, sem a necessidade de
38 estruturas complexas de aprendizado automático, proporcionando uma representação
39 mais realista do risco de incêndios florestais (Pragya *et al.*, 2023; Silva *et al.*, 2026; Uçar
40 *et al.*, 2025).

41 Partindo desses argumentos, hipotetizou-se que a ocorrência e a distribuição
42 espacial do risco de incêndios florestais no Cerrado brasileiro estão fortemente
43 relacionadas à interação entre as mudanças de uso e cobertura da terra, condições
44 climáticas, relevo e pressões antrópicas. Nesse contexto, a modelagem baseada em lógica
45 *fuzzy* integrada a SIG configura-se como uma abordagem preditiva e de baixo custo, capaz
46 de superar limitações dos métodos convencionais e lidar com a complexidade dos
47 sistemas ambientais. Assim, o objetivo com esta pesquisa foi desenvolver e validar um
48 modelo de risco de incêndios florestais no bioma Cerrado utilizando lógica *fuzzy* e SIG,
49 como subsídio a estratégias de prevenção, mitigação e conservação dos recursos naturais.

1. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

1.1 Incêndios Florestais

O termo fogo refere-se ao processo físico-químico de combustão resultante da reação entre combustível, comburente e fonte de ignição, liberando calor e energia (Shivakumar, Kenchappa e Shivakunar, 2025). A queimada consiste no uso intencional e controlado do fogo como ferramenta de manejo em atividades agropecuárias ou tradicionais, podendo ocorrer sob autorização e planejamento técnico (Bougma *et al.*, 2025). Por sua vez, os incêndios florestais caracterizam-se pela propagação não controlada do fogo sobre formações vegetais naturais ou plantadas, causando impactos ambientais, sociais e econômicos (Pereira *et al.*, 2026).

A propagação dos incêndios florestais depende da interação entre três elementos fundamentais, sendo eles: combustível, oxigênio e fonte de ignição (Shivakumar, Kenchappa e Shivakunar, 2025). A disponibilidade e umidade do material combustível representam fatores determinantes para a intensidade e extensão das chamas, sendo influenciadas por variáveis climáticas, topográficas e ambientais (Juvanol *et al.*, 2021; Lin *et al.*, 2022; Aragão *et al.*, 2023). Alterações nessas variáveis podem modificar o comportamento do fogo, aumentando sua severidade e dificultando seu controle (Anticono *et al.*, 2023).

Os incêndios florestais podem ser classificados em incêndios naturais e antropogênicos (Shivakumar, Kenchappa e Shivakunar, 2025; Pereira *et al.*, 2026). Embora o fogo desempenhe papel ecológico relevante em determinados ecossistemas adaptados a regimes de queima, mudanças na frequência, intensidade e sazonalidade dos eventos têm provocado impactos ambientais significativos, incluindo perda de biodiversidade, degradação do solo e aumento das emissões de gases de efeito estufa (Sakellariou *et al.*, 2020; Rabbi e Kovács, 2024). No contexto brasileiro, especialmente em biomas savânicos como o Cerrado, a interação entre sazonalidade climática e pressões antrópicas intensifica a suscetibilidade à ocorrência de incêndios. A compreensão desses processos é essencial para subsidiar estratégias de prevenção e manejo.

1.2 Bioma Cerrado

1.2.1 Caracterização do bioma Cerrado

O termo bioma é usado para classificar ecossistemas com base nos processos de formação, biodiversidade e condições climáticas. Embora a definição de bioma pareça

91 ser um conceito que delimita a vegetação predominante, ele engloba todos os seres vivos
92 do ecossistema, incluindo flora, fauna, fungos e outros organismos (Lima *et al.*, 2021). O
93 Brasil contém grandes e importantes florestas tropicais, distribuídas em seis biomas,
94 sendo elas: Amazônico, Caatinga, Cerrado, Pantanal, Pampa e Mata Atlântica. A
95 localização geográfica de um bioma é influenciada por fatores climáticos, como a
96 temperatura e a precipitação. Esses fatores e sua múltipla inter-relação são aspectos
97 essenciais na determinação da distribuição das espécies nos ecossistemas terrestres
98 (Ribeiro; Walter, 1998; Coelho *et al.*, 2023).

99 O bioma Cerrado localizado no nordeste do Brasil, situado entre as coordenadas
100 de 5° e 20° de latitude Sul e 45° a 60° de longitude Oeste, ocupando uma área de 2.045.000
101 km² correspondendo a 23,3% do território brasileiro, sendo o segundo maior bioma sul-
102 americano, superado apenas pela Amazônia é classificado como um dos 36 *hotspots*
103 globais de biodiversidade (Silva e Bates, 2002; BRASIL, 2020; Colman *et al.*, 2024). O
104 mesmo abriga os estados brasileiros da Bahia (BA), Maranhão (MA), Tocantins (TO),
105 Piauí (PI), Mato Grosso do Sul (MS), Mato Grosso (MT), Goiás (GO), Distrito Federal
106 (DF), Minas Gerais (MG), São Paulo (SP) e Paraná (PR). Nesse contexto, o Cerrado
107 destaca-se por possuir a maior região de savana da América do Sul, além de ser uma
108 importante região ecológica e agrícola para o Brasil (BRASIL 2020; Colman *et al.*, 2024).

109 De acordo com a classificação climática de *Köppen* (Alvares *et al.*, 2013a), o
110 bioma Cerrado é caracterizado pelos seguintes climas: Af- tropical sem estação seca, Am-
111 tropical de monção, As- tropical com verão seco, Aw- tropical com inverno seco, Cfa-
112 subtropical com verão quente, Cfb- temperado com verão temperado, Cwa- subtropical,
113 com verão quente e inverno seco e Cwb- temperado, com inverno seco e verão quente
114 (Figura 1).

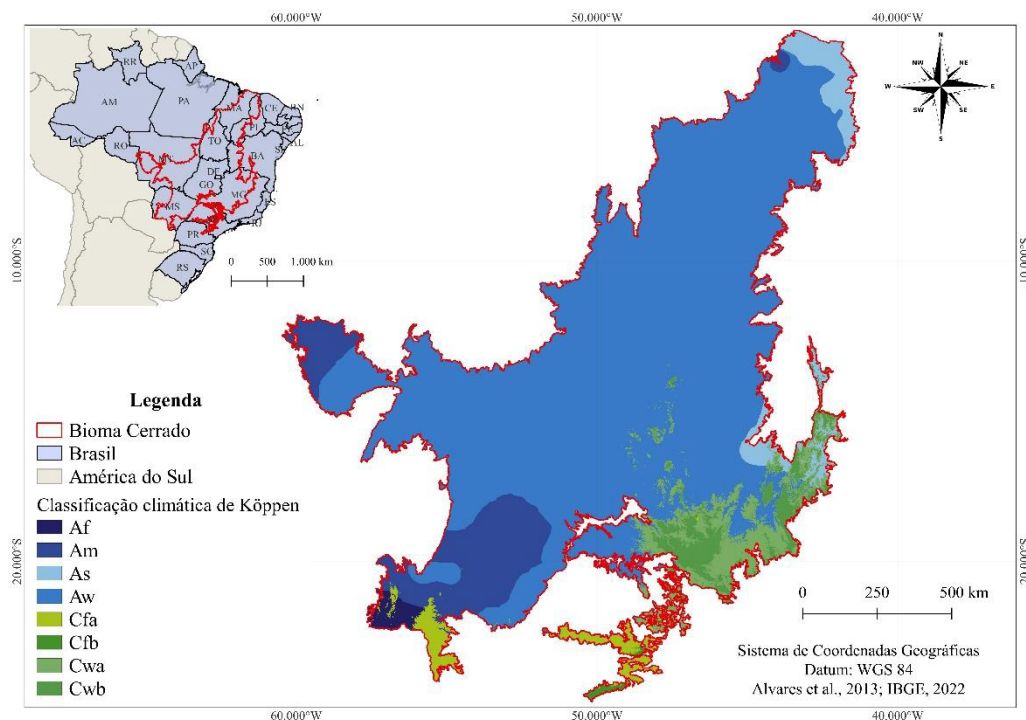


Figura 1. Classificação climática de Köppen-Geiger. Fonte adaptado: Alvares *et al.* (2013a).

A precipitação média anual é aproximadamente 1500 mm, chegando a índices menores próximo a 700 mm, na zona de transição com o bioma Caatinga (Oliveira *et al.*, 2014). Por outro lado, a maior precipitação média anual é superior a 2000 mm, e ocorre no Noroeste do Cerrado, na área de transição com o bioma Amazônico. A estação chuvosa na região deste bioma se estende de outubro a março, enquanto a estação seca de abril a setembro, com temperatura média anual variando de 20 a 26°C (Nimer, 1989; Silva e Bates, 2002; Alvares *et al.*, 2013b; Oliveira *et al.*, 2014; Colman *et al.*, 2024).

Em relação a topografia do Cerrado, constata-se que grande parte está em planaltos de blocos cristalinos e sedimentares, cuja continuidade é interrompida por uma extensa rede de depressões periféricas e interplanálticas, essa diversidade geomorfológica desempenha um papel fundamental na distribuição da flora e fauna no bioma. Os topos dos planaltos apresentam superfícies planas e suavemente onduladas, com elevações que variam entre 500 a 1700 metros (Brasil; Alvarenga, 1989; Silva; Bates, 2002; Rocha *et al.*, 2022).

1.2.2 Fauna e Flora (Biodiversidade)

O bioma Cerrado é um dos maiores *hotpost* da biodiversidade mundial, caracterizado por uma grande variedade de fauna e flora, representando 30% e 5 % da diversidade ecológica brasileira e mundial, respectivamente (Alho, 1991; Aguiar e Camargo, 2004). No entanto, devido ao aumento populacional e a expansão agropecuária, tem ocorrido perda de biodiversidade da fauna neste bioma, impedindo a reprodução desses indivíduos, o que culmina na redução da variabilidade genética das populações, acarretando um aumento na extinção de espécies (Ferraz *et al.*, 2021). Isso representa uma lacuna na teia de vida, uma vez que, os animais exercem papéis importantes na ecologia (Bezerra *et al.*, 2022).

Em relação à flora, a vegetação predominante no Cerrado é composta por savanas, que cobrem cerca de 72% da região. As cinco principais fitofisionomias do Cerrado são reconhecidas pelos botânicos (Eiten, 1972; Coutinho, 1978; Ribeiro; Walter, 1998) como:

- Cerradão: Floresta densa, com altura variando de 8 a 15 metros de altura, geralmente apresenta copas completamente fechadas;
- Cerrado *sensu stricto* (típico): Apresenta-se como uma floresta de altura entre 5 a 8 metros de altura, com matagal fechado, porém com árvores mais espaçadas em relação ao cerradão;
- Campo cerrado (ralo): Consiste em um matagal aberto, com vegetação variando de 3 a 6 metros de altura, apresentando com poucas árvores (Figura 2);
- Campo sujo: Caracteriza-se como uma área predominante de pastagem, com vegetação que atinge de 2 a 3 metros de altura e poucas árvores dispersas;
- Campo limpo: Apresenta pastagem com pouco ou nenhum arbusto (Figura 2).

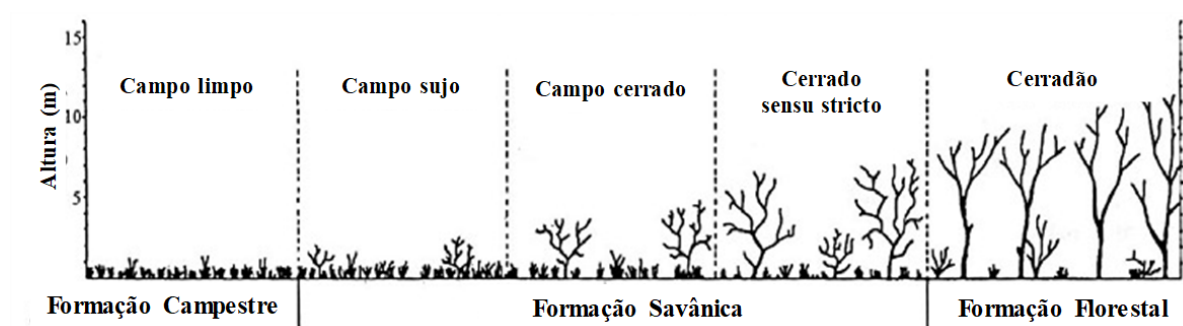


Figura 2. Principais fisionomias do Cerrado s.l. Fonte: Coutinho (1978).

Atualmente, algumas espécies nativas da flora no Cerrado brasileiro sofrem constantes ameaças, devido principalmente às mudanças no uso da terra associadas à produção de alimentos nesta região. Esse cenário contribui para a perda de biodiversidade e redução dos serviços ecossistêmicos essenciais para a estabilidade ambiental (Pompeu,

2022). Estimativas apontam que, devido as atuais taxas de desmatamento do Cerrado, até 480 espécies de plantas poderão ser extintas até o ano de 2050 caso esses índices não sejam reduzidos (Strassburg *et al.*, 2017), enquanto 60 a 80% de plantas endêmicas podem estar sob risco de extinção (Pompeu, 2022).

1.2.3 Papel do Cerrado no armazenamento de água

O bioma Cerrado é conhecido como “berço das águas”, alguns dos maiores sistemas aquíferos do mundo e o maior reservatório de água subterrânea da América do Sul, o aquífero Guarani (Machado *et al.*, 2016; Amorim *et al.*, 2022). No Brasil, o bioma Cerrado desempenha um papel fundamental na dinâmica dos recursos hídricos, abrigando 10 das 12 principais regiões hidrográficas brasileiras, e contribuindo significativamente para a distribuição da água doce, sendo as principais regiões do Paraná, São Francisco e Araguaia-Tocantins (Oliveira *et al.*, 2014; Sano *et al.*, 2019; Colman *et al.*, 2024). Essas bacias hidrográficas são cruciais para o fornecimento de água para a população, indústrias, agricultura, turismo e navegação, como também são responsáveis por mais de 50% da produção de energia hidrelétrica do país (Sano *et al.*, 2019).

Além disso o Cerrado exerce um papel essencial na regulação temporal dos recursos hídricos (Oliveira *et al.*, 2014; Latrubesse *et al.*, 2019). Durante o período chuvoso, a elevada capacidade de infiltração dos solos favorece o armazenamento da água nas camadas subsuperficiais, enquanto, na estação seca, essa água é liberada gradualmente, contribuindo para a manutenção da vazão de rios e da disponibilidade hídrica (Brito *et al.*, 2021). Esse processo é fundamental para a estabilidade hidrológica das bacias hidrográficas associadas ao bioma.

O armazenamento de água no bioma Cerrado está diretamente associado a fornecimento de serviços ecossistêmicos, fundamentais para o equilíbrio ambiental e para o bem-estar humano (Resende *et al.*, 2020). Entre esses serviços, destacam-se a manutenção da qualidade da água, por meio da filtragem natural de sedimentos e contaminantes no solo; o controle de processos erosivos, reduzindo o assoreamento de cursos d’água; e a redução de extremos hidrológicos, como enchentes durante períodos chuvosos intensos e estiagens prolongadas em épocas de déficit hídrico. A vegetação nativa e as características edáficas do Cerrado favorecem a regulação do ciclo hidrológico, promovendo maior estabilidade das vazões fluviais e garantindo a disponibilidade hídrica ao longo do ano (Klink *et al.*, 2020).

Atualmente, o Cerrado é considerado um *hotspot* de degradação ambiental, especialmente devido ao aumento constante nas taxas de desmatamento, o que representa uma séria ameaça à segurança hídrica e energética nacional (Sano *et al.*, 2019). A intensificação das atividades agropecuárias é um dos principais fatores responsáveis pela perda da vegetação nativa na região, tendo cerca de 50% da área original do bioma sido convertidas em pastagens e terra de cultivo (Siqueira *et al.*, 2021; Amorim *et al.*, 2022; Colman *et al.*, 2024). Esse crescimento ameaça a biodiversidade e afeta os serviços ecossistêmicos, como o estoque de carbono no solo e o ciclo hidrológico (Siqueira *et al.*, 2021; Medeiros *et al.*, 2023).

1.2.4 Impacto da agropecuária na preservação do Cerrado

De acordo com dados da Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura (FAO), em 2022 o Brasil liderou a produção mundial de cana-de-açúcar (724 milhões de toneladas), soja (120 milhões de toneladas) e café (3 milhões de toneladas), consolidando-se como uma das principais referências da produção agrícola global (FAO, 2024). Embora esse desempenho seja fundamental para garantir o fornecimento de alimentos, o modelo atualmente adotado na produção agrícola tem provocado impactos diretos e indiretos, como a perda da biodiversidade, a poluição dos recursos hídricos e a intensificação das mudanças climáticas (Nascimento *et al.*, 2024).

O bioma Cerrado, também conhecido como celeiro global de alimentos, é responsável por cerca de 40% da produção agrícola brasileira. Entretanto, estudos indicam que o Cerrado já perdeu mais de 50% de sua vegetação nativa, sendo aproximadamente 46% dessa área substituída por pastagens (25,5%), cultivo de soja (9,6%) e outros usos agrícolas (Caballero *et al.*, 2023; MapBiomas, 2023). Vale destacar que esse bioma abriga a principal fronteira agrícola do país, a região do MATOPIBA composta pelos estados do Maranhão, Tocantins, Piauí e Bahia (Figura 3). Em 2023, essa região foi responsável por cerca de 75% do desmatamento registrado no Cerrado, concentrando atualmente aproximadamente um quarto da produção de soja do bioma (Sano *et al.*, 2019; Vieira *et al.*, 2021; Machado, Aguiar e Bustamante, 2024).

A região MATOPIBA corresponde aproximadamente 73 milhões de hectares, tendo a produção de soja como sua principal atividade agrícola. Projeções indicam que a área cultivada com grãos na região poderá atingir 11,1 milhões de hectares, com produção 47,8 milhões de toneladas em 2032/33. No seu limite superior das projeções, a área

plantada pode alcançar 13,6 milhões de hectares, embora este valor esteja condicionado a fatores climáticos da região (Bachi *et al.*, 2023; MAPA, 2023).

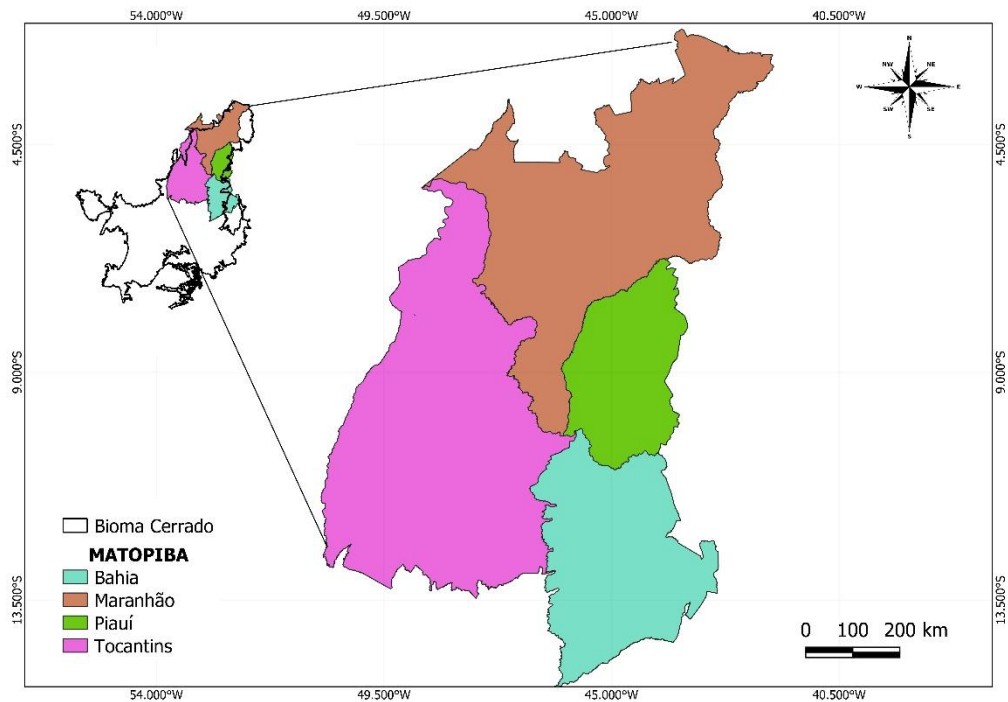


Figura 3. Região do MATOPIBA.

O crescimento das atividades agropecuárias na região do MATOPIBA tem contribuído para o aumento significativo das ocorrências de incêndios florestais e degradação da terra nas últimas décadas, refletindo a intensificação das pressões antrópicas sobre a vegetação nativa (Silva *et al.*, 2021). Esse cenário está principalmente relacionado à conversão da vegetação nativa em áreas destinadas à agricultura e à pecuária. Ademais, o uso recorrente do fogo como prática de manejo inadequado de pastagens, adotado por muitos pecuaristas devido ao seu baixo custo, intensifica a ocorrência e a propagação dos incêndios (Klink *et al.*, 2020; Schmidt e Eloy, 2020).

1.2.5 Políticas públicas voltadas ao manejo de incêndios florestais no Brasil

Nas últimas décadas, a frequência e intensidade dos incêndios florestais no Brasil tem impulsionado o desenvolvimento de políticas públicas voltadas à prevenção, monitoramento e combate ao fogo, especialmente no Cerrado (Klink *et al.*, 2020). A gestão do fogo no país envolve instrumentos legais, planos estratégicos e a atuação integrada de diferentes instituições federais, estaduais e municipais. No âmbito legal, destaca-se a Lei nº 12.651/2012 do Código Florestal, que estabelece diretrizes para a

proteção da vegetação nativa e regulamenta o uso do fogo em práticas agrossilvipastoris sob condições específicas e autorizadas (BRASIL, 2012a). Além disso, a Política Nacional de Proteção e Defesa Civil (Lei nº 12.608/2012) reforça a necessidade de ações preventivas e planejamento territorial voltado à mitigação de desastres ambientais, incluindo incêndios florestais (BRASIL, 2012b).

Entre as principais estratégias de planejamento voltados aos incêndios florestais, destaca-se o Plano Nacional de Manejo Integrado do Fogo (PMIF) de lei de nº 14.944/2024, coordenado pelo Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA), que propõe a integração entre prevenção, monitoramento, controle e uso sustentável do fogo (BRASIL, 2024). O Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) desempenha papel fundamental no monitoramento de focos de calor e áreas queimadas por meio de sistemas operacionais de sensoriamento remoto, como o BD Queimadas, que fornece dados quase em tempo real para subsidiar ações de fiscalização e combate.

Paralelamente às ações institucionais, a mitigação do risco de incêndios florestais também depende da transformação das práticas produtivas no meio agrícola. Nesse contexto, o Sistema de Plantio Direto (SPD) destaca-se como técnica conservacionista que mantém a cobertura permanente do solo e reduz o revolvimento, favorecendo maior retenção de umidade, menor exposição de biomassa seca e diminuição da inflamabilidade superficial (Ozlu *et al.*, 2022). De forma complementar, políticas de incentivo à agricultura de baixo carbono, como o Plano ABC⁺ promovem a recuperação de pastagens degradadas, prática estratégica para reduzir a biomassa seca acumulada e, consequentemente, a vulnerabilidade da paisagem à propagação do fogo (MAPA, 2023). Os sistemas de integração, especialmente a Lavoura-Pecuária-Floresta (ILPF), promovem maior heterogeneidade da paisagem e melhorias microclimáticas, como sombreamento e retenção de umidade. Esses efeitos atuam de forma sinérgica ao reduzir a continuidade do material combustível e limitar a propagação de incêndios florestais (Glatzle *et al.*, 2021).

Apesar dos avanços institucionais e técnicos, a efetividade das políticas de manejo do fogo ainda enfrenta desafios relacionados a limitações orçamentárias, fragilidades na integração entre escalas de governança e à necessidade de maior incorporação de evidências científicas nos processos de tomada de decisão. Nesse contexto, a literatura destaca a importância de ferramentas de modelagem espacial como instrumentos de apoio ao planejamento territorial, especialmente para a identificação de áreas prioritárias para

prevenção e monitoramento (Ramalho *et al.*, 2024). A articulação entre políticas públicas, práticas agrícolas sustentáveis e tecnologias de análise espacial tem sido apontada como elemento fundamental para o fortalecimento de estratégias preventivas e para a redução dos impactos socioambientais associados aos incêndios florestais.

1.3 Lógica *Fuzzy*

A lógica *fuzzy* também conhecida como lógica nebulosa ou difusa, foi desenvolvida pelo engenheiro Zadeh (1965), é uma teoria criada para lidar com incertezas. Essa abordagem é caracterizada pela utilização de funções de pertinência, nas quais atribui um grau de certeza variando de 0 e 1. Nesse sentido, a lógica *fuzzy* é utilizada para padronizar critérios, de modo que os valores próximos de zero indicam baixa pertinência ao conjunto analisado, enquanto valores próximos de um representam alta pertinência, refletindo maior favorabilidade da variável em relação ao fenômeno estudado (Ramalho *et al.*, 2024).

Define-se a lógica *fuzzy* como uma abordagem que não restringe a tomada de decisão a respostas binárias, como “sim” ou “não”, permitindo a representação de conceitos graduais da linguagem natural por meio de valores numéricos e a tradução do raciocínio humano aproximado em modelos matemáticos aplicáveis a ambientes incertos (Gomide; Gudwin; Tanscheit, 1994). Em razão de sua capacidade de representar o grau de pertinência das variáveis, essa abordagem fundamenta-se na utilização de funções de pertinência (Saatchi *et al.*, 2024).

As funções de pertinência *fuzzy* são funções matemáticas aplicadas em variáveis ou conjuntos *fuzzy*, com o objetivo de representar o comportamento de diferentes fatores, os quais podem integrar diversas classes com diferentes níveis de grau de pertinência (Lima *et al.*, 2025). Para representar adequadamente o comportamento dos fenômenos analisados, cada variável pode ser ajustada a uma função específica, sendo as mais utilizadas: triangular, trapezoidal, gaussiana, sigmoidal crescente (*Fuzzy Large*), sigmoidal decrescente (*Fuzzy Small*) e linear (Bhattacharyya e Mukherjee, 2021). A transformação dos valores de uma variável entre 0 e 1 é conhecida como fuzzificação. Nessa etapa, define-se o valor ideal da variável, de modo que os elementos próximos ao ponto central do conjunto sejam representados por 1, os elementos fora do conjunto por 0 e aqueles situados na zona de transição recebam um valor intermediário de 0,5 (Saatchi *et al.*, 2024).

Entre os métodos mais utilizados para a integração de camadas fuzzificadas por sobreposição, destacam-se o *fuzzy product*, o operador *fuzzy gamma* e o *fuzzy sum*. O operador *fuzzy gamma* combina os efeitos do *fuzzy product* e do *fuzzy sum* por meio de um parâmetro γ (gamma), que controla o grau de compensação entre os fatores, enquanto o *fuzzy sum* representa a combinação aditiva das variáveis e o *fuzzy product* a combinação multiplicativa (Santos *et al.*, 2020a). Diversos operadores são utilizados para lidar com incertezas, sendo aplicados em diferentes campos, incluindo setor da saúde, agricultura e ciências ambientais onde têm se mostrado ferramentas eficazes para abordar a complexidade dos sistemas de incertezas.

1.4 Sistema de Informações Geográficas (SIG)

Os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) surgiu na década de 1960 com o objetivo de integrar informações espaciais e alfanuméricas, proporcionando maior suporte ao planejamento e à tomada de decisões (Goodchild, 2018). Nesse período, os SIG eram limitados pela capacidade computacional disponível, sendo utilizados principalmente por órgãos governamentais e instituições de pesquisa. Com o avanço da informática na década de 90, os SIG evoluíram tanto em termos de processamento quanto de armazenamento de dados (Yao *et al.*, 2023). Além disso, o desenvolvimento de *softwares* possibilitou a ampliação de suas aplicações, permitindo análises mais complexas e maior precisão na representação espacial em diferentes áreas do conhecimento.

Nesse sentido, o SIG é definido como um conjunto integrado de ferramentas capazes de capturar, armazenar, manipular, analisar e apresentar dados georreferenciados (Juvanhol *et al.*, 2021). Entre os componentes de um SIG incluem o *hardware*, responsável pelo processamento dos dados; o *software*, que permite a manipulação e análise das informações espaciais; os dados geográficos, que constituem o núcleo do sistema; e os métodos, que orientam os procedimentos de análise (Wang, Zhong e Wang, 2019). A integração adequada desses elementos garante a eficiência e a confiabilidade dos estudos de análises espaciais.

Entre as principais vantagens dos SIG, destaca-se a realização de análises espaciais, que permite observar os diferentes padrões, relações e tendências que dificilmente seriam identificados por métodos convencionais (Xu e Zhang, 2023). Por meio dessas ferramentas de análise espacial, é possível realizar sobreposição de camadas, modelagens e análise de redes. Essas análises possibilitam a integração de múltiplas

variáveis espaciais, contribuindo para a compreensão de fenômenos complexos e suporte à tomada de decisão (Mathenge, Sonneveld e Broerse, 2022).

Devido a essas capacidades, o SIG é amplamente empregado em diversas áreas do conhecimento. No planejamento urbano (Kucukpehlivan *et al.*, 2023), na área ambiental, (Silva *et al.*, 2024), agricultura de precisão (Mathenge, Sonneveld e Broerse, 2022) e a gestão de riscos e desastres naturais (Gomes *et al.*, 2025; Silva *et al.*, 2026). A utilização dos SIG em diversas áreas reforça sua importância na análise espacial de fenômenos socioeconômicos e ambientais. Nos últimos anos, o desenvolvimento de plataformas de SIG na web e em nuvem tem ampliado o acesso às informações espaciais, permitindo o compartilhamento e a colaboração entre diferentes pesquisadores (Kerski, 2022). Além disso, a integração dos SIG com tecnologias como sensoriamento remoto, big data e inteligência artificial tem ampliado as análises e interpretação dos dados espaciais, se tornam cada vez mais dinâmicos, interativos para o suporte à tomada de decisão.

1.5 Análise de risco de incêndios florestais

1.5.1 Fatores que influenciam o risco de incêndios florestais

O risco de incêndio florestal é uma combinação de fatores potenciais de ameaça de agentes naturais e antrópicos que afetam diretamente no início do fogo, e pela vulnerabilidade relacionada ao material combustível e condições ambientais (relevo e clima) que torna propensos ao fogo (Lin *et al.*, 2022). Essas condições favorecem de forma diferente a ocorrência de incêndios florestais conforme a época do ano e região (Sakellariou *et al.*, 2022).

Uma das formas mais eficientes de prevenir e atenuar as perdas provocadas pelo fogo é obter conhecimento prévio das áreas mais vulneráveis a incêndios florestais, integrando métodos de Sistemas de Informação Geográfica (SIG) e análise multicritério para a previsão de incêndios em determinada região. A previsão de risco de incêndios florestais pode ser realizada por meio de mapeamento, a fim de apontar as regiões de maior risco a partir de um mapa base, elaborado de acordo com a integração de características que influenciam no início e a ocorrência do fogo (Juvanhil *et al.* 2021; Lamat *et al.*, 2021; Aragão *et al.*, 2023; Ramalho *et al.*, 2024).

O estudo dos fatores que influenciam o risco de incêndio florestal, como fatores climáticos, topográficos, biológicos e socioeconômicos, que aumentam a incidência e o

comportamento do fogo (Juvanol *et al.*, 2021; Aragão *et al.*, 2023). Esses fatores interagem de maneira complexa:

- Fatores climáticos: Precipitação, temperatura média do ar, umidade relativa do ar e velocidade do vento, impacta diretamente o aumento de risco de incêndio florestal, visto que, essas variáveis têm relação direta com a umidade, secagem e propagação do fogo (Lin *et al.*, 2022; Aragão *et al.*, 2023).
- Fatores topográficos: Altitude, declividade e aspecto de vertentes, são responsáveis pela localização de diferentes tipos de materiais combustíveis, considerando sua influência no crescimento e na inflamabilidade devido aos impactos causados pelo clima (Juvanol *et al.*, 2021).
- Fatores biológicos: Uso e ocupação da terra influenciam diretamente no início e propagação do incêndio florestal, devido cada tipo de cobertura terrestre possuir diferentes materiais combustíveis (Lin *et al.*, 2022; Ramalho *et al.*, 2024).
- Fatores socioeconômicos: As ações antrópicas são uma das principais causas do aumento de incêndios florestais, particularmente próximo de povoações e infraestruturas de rodovias ou industriais (Aragão *et al.*, 2023; Ramalho *et al.*, 2024).

1.5.2 Lógica *fuzzy* aplicada a análise de risco de incêndios florestais

Nos estudos de risco de incêndios florestais (RIF), a integração e a ponderação de múltiplas variáveis ambientais, climáticas e antrópicas, frequentemente caracterizadas por incertezas e relações não lineares (Anticono *et al.*, 2023). Essa abordagem possibilita uma análise mais realista do RIF, ao considerar diferentes graus de pertinência das variáveis envolvidas, como uso e cobertura da terra, topografia, clima e influência humana, fornecendo informações cartográficas que podem fornecer e auxiliar alternativas e estratégias de planejamento e controle de incêndios florestais (Aragão *et al.*, 2023; Ramalho *et al.*, 2024).

O emprego da lógica *fuzzy* proporciona uma maior precisão quando comparada às matrizes de risco tradicionais, principalmente em contextos nos quais a avaliação de risco é afetada por incertezas (Skrzek, Mazgajczyk e Dybała, 2025). Essa teoria permite uma melhor compreensão dos indicadores e das previsões, além de apresentar flexibilidade metodológica, podendo ser empregada em diferentes campos de estudo. Assim, o uso da lógica *fuzzy* para a predição e modelagem do RIF tem sido amplamente aplicado em diversos estudos no Brasil e no mundo (Juvanol *et al.*, 2021; Lamat *et al.*, 2021).

Nesse contexto, Aragão *et al.* (2023), utilizando modelagem *fuzzy* e diferentes fatores que influenciam nos incêndios uma ilha de transição Amazônia-Cerrado, obteve resultados satisfatórios, indicando a eficácia da metodologia via lógica *fuzzy*. Ademais, Lin *et al.* (2022), em estudo realizado na Ásia Oriental, verificaram que a abordagem *fuzzy* foi eficiente na identificação de áreas com maior risco de incêndios florestais. O uso da lógica *fuzzy* para modelagem de RIF além de eficiente, geram informações sobre os fatores que influenciam no início e propagação do fogo, possibilitando sua replicação em diferentes regiões do mundo. Essas informações podem auxiliar na tomada de decisão, na alocação estratégica de recursos e no planejamento de ações preventivas, contribuindo para a redução dos impactos socioambientais dos incêndios.

1.5.3 SIG aplicado ao mapeamento de risco de incêndios florestais

Nas últimas décadas, o avanço tecnológico e a crescente disponibilidade de dados de sensoriamento remoto têm ampliado sua utilização para diversos fins, especialmente em estudos ambientais e territoriais (Zhu *et al.*, 2018; Silva *et al.*, 2024). Dessa forma, os sistemas de informações geográficas (SIG) surgem como uma ferramenta essencial para a análise da distribuição, das inter-relações e dos impactos de fenômenos naturais e antrópicos no meio ambiente (Silva *et al.*, 2022).

Por meio dos SIG, o geoprocessamento possibilita a integração de diferentes variáveis ambientais e antrópicas, tais como relevo, uso e cobertura da terra, vegetação, precipitação e deficiência hídrica (Karimi e Houston, 1996). Essa abordagem permite a realização de análises espaciais do risco de incêndios florestais em diferentes escalas, contribuindo para a compreensão e o monitoramento desses eventos. Juvanol *et al.* (2021) aplicaram a lógica *fuzzy* em ambiente SIG para a determinação de áreas com maior risco de incêndios florestais na Reserva Natural Vale (RNV), no estado do Espírito Santo, Brasil, demonstrando que a modelagem *fuzzy* foi eficiente na análise integrada da influência de diferentes variáveis sobre o risco de incêndio. Por sua vez, Aragão *et al.* (2023) utilizaram ferramentas geotécnicas integrando a lógica *fuzzy* para o desenvolvimento de um zoneamento de risco de incêndios florestais na região de transição Amazônia-Cerrado, obtendo uma eficácia superior a 80% na representação do risco.

De modo geral, a literatura evidencia que o geoprocessamento, aliado ao sensoriamento remoto, constitui uma abordagem consolidada para o mapeamento dos incêndios florestais, ao permitir a integração de variáveis ambientais e antrópicas em ambiente SIG (Joshi *et al.*, 2024). A utilização de modelagens ambientais, possibilita a

452 identificação de áreas mais suscetíveis a incêndios, contribuindo para o planejamento
453 territorial e o manejo sustentável dos recursos naturais em diferentes contextos ambientais
454 (Lamat *et al.*, 2021; Silva *et al.*, 2026).

455

456

457

458

459 **2. OBJETIVO**

460 **2.1 Geral**

461 Desenvolver e validar um modelo de risco de incêndios florestais para o bioma
462 Cerrado, Brasil.

463

464 **2.2 Específicos**

- 465 • Desenvolver um modelo de risco de incêndios florestais (RIF) do bioma Cerrado
466 utilizando lógica *fuzzy*;
- 467 • Identificar e mapear as áreas com maior risco RIF do bioma Cerrado, Brasil;
- 468 • Avaliar o desempenho do modelo por meio de validação com dados de ocorrência
469 de incêndios do INPE.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA BRASIL. **Monitoramento mostra que 99% dos incêndios são por ação humana**. 2024. Disponível em: <https://agenciabrasil.ebc.com.br/geral/noticia/2024-09/monitoramento-mostra-que-99-dos-incendios-sao-por-acao-humana>. Acesso em: 02 de fevereiro de 2026.
- AGUIAR, L. M. de S. & CAMARGO, A. J. A. de (Eds.). **Cerrado: ecologia e caracterização**. Embrapa Informação Tecnológica, Brasília, 2004, 249p. ISBN 85-7383-261-4
- ALHO, C. J. R. Distribuição da fauna num gradiente de recursos em mosaico. In: PINTO, M. N. (Org.). **Cerrado: caracterização, ocupação e perspectivas**. Brasília: UnB/SEMATEC, 1991. cap.7. p.205-254.
- ALVARES, C.A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P.C.; MORAES, G. J. L.; SPAROVEK, G. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, v.22, p.711–728, 2013a. DOI: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- ALVARES, C.A.; STAPE, J.L.; SENTELHAS, P.C.; GONÇALVES, J. L. M. Modeling monthly mean air temperature for Brazil. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 113, p. 407–427, 2013b. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-012-0796-6>
- AMORIM, J. S.; VIOLA, M. R., JUNQUEIRA, R., DE MELLO, C. R., BENTO, N. L., & AVANZI, J. C. Quantifying the climate change-driven impacts on the hydrology of a data-scarce watershed located in the Brazilian Tropical Savanna. **Hydrological Processes**, v. 36, p. e14638, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1002/hyp.14638>
- ANTICONA, A. V.; ZÚÑIGA, C. O.; SANTOS, A. R.; LORENZON, A. S.; GUERRA FILHO, P. A. GIS and fuzzy logic approach for forest fire risk modeling in the Cajamarca region, Peru. **Decision Science Letters**. v. 12, p. 353–368, 2023. DOI: <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2023.1.002>
- ARAGÃO, M. A.; FIEDLER, N. C.; RAMALHO, A. H. C.; MENEZES, R. A. S.; SILVA, E. C. G.; JUVANHOL, R. S.; BIAZATTI, L. D.; SILVA, E. F.; PEREIRA, R. S.; GUANAES, G. M. da S.; LUCAS, F. M. F. Risk of forest fires occurrence on a

498 transition island Amazon-Cerrado: Where to act?. **Forest Ecology and Management**, v.
 499 536, p. 120858, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.120858>

500 BACHI, L.; CORRÊA, D.; FONSECA, C.; RIBEIRO, S. C. Are there bright spots in an
 501 agriculture frontier? Characterizing seeds of good Anthropocene in Matopiba, Brazil.
 502 **Environmental Development**, v. 46, p. 100856, 2023.
 503 <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2023.100856>

504 BEZERRA, F. G. S.; DE TOLEDO, P. M.; VON RANDOW, C.; DE AGUIAR, A. P. D.;
 505 LIMA, P. V. P. S.; DOS ANJOS, L. J. S.; BEZERRA, K. R. A. Spatio-temporal analysis
 506 of dynamics and future scenarios of anthropic pressure on biomes in Brazil. **Ecological**
 507 **Indicators**, v. 137, p. 108749, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108749>.

508 BHATTACHARYYA, R., & MUKHERJEE, S. *Fuzzy Membership Function Evaluation*
 509 *by Non-Linear Regression: An Algorithmic Approach*. **Fuzzy Information and**
 510 **Engineering**, v. 12, p. 412–434, 2021. DOI:
 511 <https://doi.org/10.1080/16168658.2021.1911567>

512 BOUGMA, P.-C. C.; BONDÉ, L.; YARO, V. S. O.; NIKIÉMA, B.; OUÉDRAGO, O.
 513 Socio-ecological factors contributing to the use of slash-and-burn as cropland preparation
 514 practice in Burkina Faso. **Scientific African**, v. 28, e02736, 2025. DOI:
 515 <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2025.e02736>

516 BRASIL - Lei 14.944, de 31 de julho de 2024. **Política Nacional de Manejo Integrado**
 517 **do Fogo**, 2024. Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2023-](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2023-2026/2024/lei/L14944.htm)
 518 [2026/2024/lei/L14944.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2023-2026/2024/lei/L14944.htm). Acesso em: 24 fevereiro de 2026.

519 BRASIL - Lei nº 12.608, de 10 de abril de 2012. **Dispõe sobre o Sistema Nacional de**
 520 **Proteção e Defesa Civil**, 2012b. Disponível em:
 521 https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12608.htm. Acesso em:
 522 24 fevereiro de 2026.

523 BRASIL - Lei nº 12.651, de 25 de maio de 2012. **Dispõe sobre a proteção da vegetação**
 524 **nativa**, 2012a. Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12651.htm)
 525 [2014/2012/lei/l12651.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12651.htm). Acesso em: 24 fevereiro de 2026.

526 BRASIL. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (MCTI). **Quarta Comunicação**
 527 **Nacional do Brasil à Convenção-Quadro das Nações Unidas sobre Mudança do**

528 **Clima**, 2020. Disponível em: <https://repositorio.mctic.gov.br/handle/mctic/4782>. Acesso
529 [em 05 mar.2024](#)

530 BRITO, G. Q. de; MURTA, J. R. de M.; MENDONÇA FILHO, S. F.; SALEMI, L. F.
531 Water infiltration in the domains of the Brazilian Tropical Savanna: what do we really
532 know? **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 14, n. 1, p. 16–24, 2021. DOI:
533 <https://doi.org/10.26848/rbgf.v14.1.p016-024>

534 CABALLERO, C. B.; BIGGS, T. W.; VERGOPOLAN, N.; WEST, T. A. P.; RUHOFF,
535 A. Transformation of Brazil’s biomes: The dynamics and fate of agriculture and pasture
536 expansion into native vegetation. **Science of The Total Environment**, v. 896, p. 166323,
537 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.166323>.

538 COELHO, M. T. P.; BARRETO, E.; RANGEL, T. F.; DINIZ-FILHO, J. A. F.; WÜEST,
539 R. O.; BACH, W.; SKEELS, A.; MCFADDEN, I. R.; ROBERTS, D. W.; PELLISSIER,
540 L.; ZIMMERMANN, N. E.; GRAHAM, C. H. The geography of climate and the global
541 patterns of species diversity. **Nature**, v.622, p.537–544, 2023. DOI:
542 <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06577-5>.

543 COLMAN, C. B.; GUERRA, A.; ALMAGRO, A.; DE OLIVEIRA ROQUE, F.; ROSA,
544 I. M. D.; FERNANDES, G. W.; OLIVEIRA, P. T. S. Modeling the Brazilian Cerrado
545 land use change highlights the need to account for private property sizes for biodiversity
546 conservation. **Scientific Reports**, v.14, p.4559, 2024. DOI:
547 <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55207-1>.

548 COUTINHO, L. M. O conceito do cerrado. **Revista Brasileira de Botânica**, v. 1, p. 17-
549 23, 1978.

550 EITEN, G. The cerrado vegetation of Brazil. **Botanical Review** v. 38, p. 201-341, 1972.
551 DOI: <https://doi.org/10.1007/BF02859158>

552 FAO FAOSTAT - Food and Agriculture. Disponível:
553 <https://www.fao.org/faostat/en/#home>. Acesso em 31 de outubro de 2024.

554 FERRAZ, K. M. P. M. B.; OLIVEIRA, B. G.; ATTÍAS, N.; DESBIEZ, A. L. J. Species
555 distribution model reveals only highly fragmented suitable patches remaining for giant

armadillo in the Brazilian Cerrado. **Perspectives in Ecology and Conservation**, v. 19, p. 43–52, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2021.01.001>.

GLATZLE, S.; STUERZ, S.; GIESE, M.; PEREIRA, M.; DE ALMEIDA, R.G.; BUNGENSTAB, D.J.; MACEDO, M.C.M.; ASCH, F. Seasonal Dynamics of Soil Moisture in an Integrated-Crop-Livestock-Forestry System in Central-West Brazil. **Agriculture**, v. 11, p. 245, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture11030245>

GOMES, A. M. N.; SOUSA, A. M. D.; CARVALHO, M. W. L.; SOUSA, W. D. S.; SILVA, M. V. D.; SANTOS, G. A. A.; MEDEIROS, A. D. S.; SILVA, J. L. B. D.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F. D.; MACHADO, N. A. F. Assessment of Land Degradation in the State of Maranhão to Support Sustainable Development Goal 15.3.1 in the Agricultural Frontier of MATOPIBA, Brazil. **International Journal of Geo-Information**, v. 14, p. 356, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijgi14090356>

GOMIDE, F.; & GUDWIN, R. Modelagem, Controle, Sistemas e Lógica *Fuzzy*. **SBA Controle & Automação**, v. 4, p. 97–115, 1994.

GOODCHILD, M. F. Reimagining the history of GIS. **Annals of GIS**, v. 24, p. 1–8, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1080/19475683.2018.1424737>

JOSHI, K. P.; ADHIKARI, G.; BHATTARAI, D.; ADHIKARI, A.; LAMICHANNE, S. Forest fire vulnerability in Nepal’s Chure region: investigating the influencing factors using generalized linear model. **Heliyon**, v. 10, p. e28525, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28525>

JUVANHOL, R. S., FIEDLER, N. C., SANTOS, A. R. D., SILVA, G. F. D., OMENA, M. S., EUGENIO, F. C., PINHEIRO, C. J. G., & FERRAZ FILHO, A. C. (2021). Gis and *fuzzy* logic applied to modelling forest fire risk. **Anais Da Academia Brasileira De Ciências**, v.93, e20190726. DOI: <https://doi.org/10.1590/0001-3765202120190726>

KARIMI, H. A.; HOUSTON, B. H. Evaluating strategies for integrating environmental models with GIS: current trends and future needs. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 20, n. 6, p. 413–425, 1996. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(97\)00006-9](https://doi.org/10.1016/S0198-9715(97)00006-9)

584 KERSKI, J. J. Online, Engaged Instruction in Geography and GIS Using IoT Feeds, Web
 585 Mapping Services, and Field Tools within a Spatial Thinking Framework. **The**
 586 **Geography Teacher**, v. 19, p. 93–101, 2022. DOI:
 587 <https://doi.org/10.1080/19338341.2022.2070520>

588 KLINK, C. A.; SATO, M. N.; CORDEIRO, G. G.; RAMOS, M. I. M. The role of
 589 vegetation on the dynamics of water and fire in the Cerrado ecosystems: Implications for
 590 management and conservation. **Plants**, v. 9, p. 1803, 2020. DOI:
 591 <https://doi.org/10.3390/plants9121803>

592 KUCUKPEHLIVAN, T., CETIN, M., AKSOY, T., KURKCUOGLU, M. A. S., CABUK,
 593 S. N., PEKKAN, O. I., DABANLI, A., & CABUK, A. Determination of the impacts of
 594 urban-planning of the urban land area using GIS hotspot analysis. **Computers and**
 595 **Electronics in Agriculture**, v. 210, p. 107935, 2023. DOI:
 596 <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107935>

597 LAMAT, R.; KUMAR, M.; KUNDU, A.; & LAL, D. Forest fire risk mapping using
 598 analytical hierarchy process (AHP) and earth observation datasets: a case study in the
 599 mountainous terrain of Northeast India. **SN Applied Sciences**, v. 3, p. 425, 2021. DOI:
 600 <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04391-0>.

601 LATRUBESSE, E. M.; ARIMA, E.; FERREIRA, M. E.; NOGUEIRA, S. H.;
 602 WITTMANN, F.; DIAS, M. S.; DAGOSTA, F. C. P.; BAYER, M. Fostering water
 603 resource governance and conservation in the Brazilian Cerrado biome. **Conservation**
 604 **Science and Practice**, v. 1, p. e77, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1111/csp2.77>

605 LIMA, J. F.; PATIÑO-LEÓN, A.; ORELLANA, M.; ZAMBRANO-MARTINEZ, J. L.
 606 Evaluating the Impact of Membership Functions and Defuzzification Methods in a *Fuzzy*
 607 System: Case of Air Quality Levels. **Applied Sciences**, v. 15, p. 1934, 2025. DOI:
 608 <https://doi.org/10.3390/app15041934>

609 LIMA, M. S. de; SILVA, D. R.; SILVA, M. A. M. O conceito "bioma" nos livros
 610 didáticos de Geografia no ensino médio. **Revista Brasileira De Educação Ambiental**,
 611 v. 16, p. 249–262, 2021. DOI: <https://doi.org/10.34024/revbea.2021.v16.12437>

612 LIMA, M.; SILVA JUNIOR, C. A. DA; RAUSCH, L.; GIBBS, H. K.; JOHANN, J. A.
 613 Demystifying sustainable soy in Brazil. **Land Use Policy**, v. 82, p. 349–352, 2019. DOI:
 614 <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.12.016>

615 LIN, C. Y.; SHIEH, P. Y.; WU, S. W.; WANG, P. C.; CHEN, Y. Y. Environmental
 616 indicators combined with risk analysis to evaluate potential wildfire incidence on the
 617 Dadu Plateau in Taiwan. **Natural Hazards**, v. 113, p. 287–313, 2022. DOI:
 618 <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05300-3>

619 MACHADO, A. R.; WENDLAND, E.; KRAUSE, P. Hydrologic Simulation for Water
 620 Balance Improvement in an Outcrop Area of the Guarani Aquifer System.
 621 **Environmental Processes**, v. 3, p. 19–38, 2016. DOI: [https://doi.org/10.1007/s40710-](https://doi.org/10.1007/s40710-016-0128-4)
 622 [016-0128-4](https://doi.org/10.1007/s40710-016-0128-4).

623 MACHADO, R. B.; AGUIAR, L. M. S.; & BUSTAMANTE, M. M. C. Why is it so easy
 624 to undergo devegetation in the Brazilian Cerrado? **Perspectives in Ecology and**
 625 **Conservation**, v. 22, p. 209-212, 2024. DOI:
 626 <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2024.08.003>

627 MAPA- Ministério da Agricultura e Pecuária Secretaria de Política Agrícola. 2023.
 628 **Projeções do Agronegócio Brasil -2022/23 a 2032/33**. Disponível em:
 629 [https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/producao-de-graos-brasileira-](https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/producao-de-graos-brasileira-devera-chegar-a-390-milhoes-de-toneladas-nos-proximos-dez-anos/ProjeesdoAgronegcio20232033.pdf)
 630 [devera-chegar-a-390-milhoes-de-toneladas-nos-proximos-dez-](https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/producao-de-graos-brasileira-devera-chegar-a-390-milhoes-de-toneladas-nos-proximos-dez-anos/ProjeesdoAgronegcio20232033.pdf)
 631 [anos/ProjeesdoAgronegcio20232033.pdf](https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/noticias/producao-de-graos-brasileira-devera-chegar-a-390-milhoes-de-toneladas-nos-proximos-dez-anos/ProjeesdoAgronegcio20232033.pdf). Acesso: 11 de nov. de 2024

632 MAPA- Ministério da Agricultura e Pecuária. **Plano de Adaptação e Baixa Emissão de**
 633 **Carbono na Agricultura - ABC+.** 2023. Disponível em:
 634 [https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/sustentabilidade/planoabc-](https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/sustentabilidade/planoabc-abcmais/abc/programas-e-estrategias)
 635 [abcmais/abc/programas-e-estrategias](https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/sustentabilidade/planoabc-abcmais/abc/programas-e-estrategias). Acesso em: 26 de fevereiro de 2026.

636 MATHENGE, M.; SONNEVELD, B. G. J. S.; BROERSE, J. E. W. Application of GIS
 637 in Agriculture in Promoting Evidence-Informed Decision Making for Improving
 638 Agriculture Sustainability: A Systematic Review. **Sustainability**, v. 14, p. 9974, 2022.
 639 DOI: <https://doi.org/10.3390/su14169974>

640 MEDEIROS, A. S.; CESÁRIO, F. V.; MAIA, S. M. F. Long-term impact of conventional
 641 management on soil carbon and nitrogen stocks in the semi-arid region of Brazil: A meta-

analysis. **Journal of Arid Environments**, v.218, p.105052, 2023. DOI:
<https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2023.105052>

NADERPOUR, M.; RIZEEI, H.M.; RAMEZANI, F. Forest Fire Risk Prediction: A
 Spatial Deep Neural Network-Based Framework. **Remote Sensing**, v.13, 2513, 2021.
 DOI: <https://doi.org/10.3390/rs13132513>

NASCIMENTO, R. A.; REZENDE, V. T.; ORTEGA, F. J. M.; CARVALHO, S. A.;
 BUCKERIDGE, M. S.; GAMEIRO, A. H.; RENNO, F. P. Sustainability and Brazilian
 Agricultural Production: A Bibliometric Analysis. **Sustainability**, v.16, p.1833, 2024.
 DOI: <https://doi.org/10.3390/su16051833>.

NIMER, E., 1989. **Climatologia do brasil**. IBGE.

OLIVEIRA, P. T. S.; NEARING, M. A.; MORAN, M. S.; GOODRICH, D. C.;
 WENDLAND, E.; GUPTA, H. V. Trends in water balance components across the
 Brazilian Cerrado. **Water Resources Research**, v.50, p.7100–7114, 2014. DOI:
<https://doi.org/10.1002/2013WR015202>.

OZLU, E.; ARRIAGA, F.J.; BILEN, S.; GOZUKARA, G.; BABUR, E. Carbon Footprint
 Management by Agricultural Practices. **Biology**, v. 11, p. 1453, 2022. DOI:
<https://doi.org/10.3390/biology11101453>

PEREIRA, C. C.; SIQUEIRA, W. K.; MAIA, L. R.; SPERANDELI, V. F.; GARCIA, L.
 A.; FERNANDES, S.; FERNANDES, G. F. C.; CASTRO, G. C.; RODRIGUES, D. J.;
 SALM, R., FEARNside, P. M. The Cerrado crisis review: Highlighting threats and
 providing future pathways to save Brazil's biodiversity hotspot. **Nature Conservation**,
 v. 61, p. 29–70, 2026. DOI: <https://doi.org/10.3897/natureconservation.61.168273>

POMPEU, J.; ASSIS, T. O.; OMETTO, J. P. Landscape changes in the Cerrado:
 Challenges of land clearing, fragmentation and land tenure for biological conservation.
Science of The Total Environment, v.906, p.167581, 2024. DOI:
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167581>.

PRAGYA; KUMAR, M.; TIWARI, A.; MAJID, S. I.; BHADWAL, S.; SAHU, N.;
 VERMA, N. K.; TRIPATHI, D. K.; AVTAR, R. Integrated spatial analysis of forest fire
 susceptibility in the Indian Western Himalayas (IWH) using remote sensing and GIS-

671 based *fuzzy* AHP approach. **Remote Sensing**, v. 15, p. 4701, 2023. DOI:
672 <https://doi.org/10.3390/rs15194701>

673 RABBI, M.F., KOVÁCS, S. Quantifying global warming potential variations from
674 greenhouse gas emission sources in forest ecosystems. **Carbon Research**, v. 3, p. 70,
675 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44246-024-00156-7>

676 RAMALHO, A. H. C.; FIEDLER, N. C.; DOS SANTOS, A. R.; JUVANHOL, R. S.;
677 PELÚZIO, T. M. D. O.; DIAS, H. M.; PEREIRA, R. S.; MAFFIOLETTI, F. D.; DA
678 SILVA, E. F.; BIAZATTI, L. D.; ARAGÃO, M. D. A.; LUCAS, F. M. F.; ARAÚJO, E.
679 F. Forest firefighting technology: Strategic water reservoir placement for terrestrial and
680 aerial vehicles. **International Journal of Disaster Risk Reduction**, v.108, p.104496,
681 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104496>.

682 RESENDE, F. de M.; DENMAN, L. A. C.; SELVA, G. V.; CAMPANHÃO, L. M. B.;
683 NOBRE, R. L. G.; JIMENEZ, Y. G.; LIMA, E. M.; NIEMEYER, J. A conceptual model
684 to assess the impact of anthropogenic drivers on water-related ecosystem services in the
685 Brazilian Cerrado. **Biota Neotropica**, v. 20, p. e20190899, 2020. DOI:
686 <https://doi.org/10.1590/1676-0611-BN-2019-089>

687 RIBEIRO, J. F. & WALTER, B. M. T. **Fitofisionomias do bioma cerrado**. In: Sano,
688 S.M. and Almeida, S.P., Eds., Cerrado: Ambiente e Flora, Embrapa-CPAC, Brasília, p.
689 89-166, 1998.

690 ROCHA, A. B. D. A.; BARBOSA, V. R. F.; FARIA, K. M. S.; MARTINS, E. D. S.;
691 SOARES NETO, G. B. Geomorphologic Map of the Brazilian Cerrado by
692 geomorphometric archetypes. **Revista Brasileira Geomorfologia**, v.23, p.1674–1684,
693 2022. DOI: <https://doi.org/10.20502/rbg.v23i3.2132>.

694 RODRIGUES, A. A.; MACEDO, M. N.; SILVÉRIO, D. V.; MARACAHIPES, L.; COE,
695 M. T.; BRANDO, P. M.; SHIMBO, J. Z.; RAJÃO, R.; SOARES-FILHO, B.;
696 BUSTAMANTE, M. M. C. Cerrado deforestation threatens regional climate and water
697 availability for agriculture and ecosystems. **Global Change Biology**, v. 29, p. e16386,
698 2023. DOI: <https://doi.org/10.1111/gcb.16386>

699 SAATCHI, R. *Fuzzy Logic Concepts, Developments and Implementation*. **Information**
700 v. 15, p.656, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/info15100656>

701 SAKELLARIOU, S.; SFOUGARIS, A.; CHRISTOPOULOU, O.; TAMPEKIS, S.
702 Integrated wildfire risk assessment of natural and anthropogenic ecosystems based on
703 simulation modeling and remotely sensed data fusion. **International Journal of Disaster**
704 **Risk Reduction**, v. 78, p. 103129, 2022. DOI:
705 <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2022.103129>

706 SANO, E. E.; RODRIGUES, A. A.; MARTINS, E. S.; BETTIOL, G. M.;
707 BUSTAMANTE, M. M. C.; BEZERRA, A. S.; COUTO, A. F.; VASCONCELOS, V.;
708 SCHÜLER, J.; BOLFE, E. L. Cerrado ecoregions: A spatial framework to assess and
709 prioritize Brazilian savanna environmental diversity for conservation. **Journal of**
710 **Environmental Management**, v. 232, p. 818–828, 2019. DOI:
711 <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.11.108>

712 SANTOS, G. L.; PEREIRA, M. G.; DELGADO, R. C.; MAGISTRALI, I. C.; SILVA, C.
713 G.; OLIVEIRA, C. M. M.; LARANGEIRA, J. P. B.; SILVA, T. P. Degradation of the
714 Brazilian Cerrado: Interactions with human disturbance and environmental variables.
715 **Forest Ecology and Management**, v. 482, p. 118875, 2021a. DOI:
716 <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118875>

717 SCHMIDT, I. B.; ELOY, L. Fire regime in the Brazilian Savanna: Recent changes, policy
718 and management. **Flora**, v. 268, p. 151613, 2020. DOI:
719 <https://doi.org/10.1016/j.flora.2020.151613>

720 SHI, C.; ZHANG, F. A Forest Fire Susceptibility Modeling Approach Based on
721 Integration Machine Learning Algorithm. **Forests**, v. 14, p. 1506, 2023. DOI:
722 <https://doi.org/10.3390/f14071506>

723 SHIVAKUMAR, K.; KENCHAPPA, B.; SHIVAKUMAR, D. Fire and Fire Mitigation
724 by Low-Fuel Building Products. **Fire**, v. 8, p. 176, 2025. DOI:
725 <https://doi.org/10.3390/fire8050176>

726 SILVA, B. L. da; RAMALHO, A. H. C.; FIEDLER, N. C.; MELO, L. de O.;
727 MAFFIOLETTI, F. D.; KUHN, L. S.; MARIA, D. de M. B.; SILVA, E. F. da;
728 MARDENI, V. D. N.; COLARES, D. K. dos A.; FONSECA, F. H. da S.; SANTOS, H.
729 S. F. dos; PINTO, W. L.; SANTOS JÚNIOR, J. M. F.; COLARES, J. G. F. *Fuzzy*
730 modeling in a GIS environment for identifying the seasonality of forest fire risk in a

731 protected area in the Brazilian Amazon. **Remote Sensing Applications: Society and**
732 **Environment**, v. 42, p. 101846, 2026. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101846>

733 SILVA, J. M. C.; BATES, J. M. Biogeographic Patterns and Conservation in the South
734 American Cerrado: A Tropical Savanna Hotspot: The Cerrado, which includes both forest
735 and savanna habitats, is the second largest South American biome, and among the most
736 threatened on the continent. **BioScience**, v. 52, p. 225, 2002. DOI:
737 [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2002\)052\[0225:BPACIT\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0225:BPACIT]2.0.CO;2)

738 SILVA, J.L.B.; REFATI, D.C.; DA CUNHA CORREIA LIMA, R.; DE CARVALHO,
739 A.A.; FERREIRA, M.B.; PANDORFI, H.; DA SILVA, M.V. Techniques of
740 Geoprocessing via Cloud in Google Earth Engine Applied to Vegetation Cover and Land
741 Use and Occupation in the Brazilian Semiarid Region. **Geographies**, v. 2, p. 593-608,
742 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/geographies2040036>

743 SILVA, P.S., NOGUEIRA, J., RODRIGUES, J.A., SANTOS, F.L.M., PEREIRA,
744 J.M.C., DACAMARA, C.C., DALDEGAN, G.A., PEREIRA, A.A., PERES, L.F.,
745 SCHMIDT, I.B., LIBONATI, R. Putting fire on the map of Brazilian savanna ecoregions.
746 **Journal of Environmental Management**, v. 296, p. 113098, 2021. DOI:
747 <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113098>

748 SIQUEIRA, P. P.; OLIVEIRA, P. T. S.; BRESSIANI, D.; MEIRA NETO, A. A.;
749 RODRIGUES, D. B. B. Effects of climate and land cover changes on water availability
750 in a Brazilian Cerrado basin. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 37, p. 100931,
751 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100931>

752 SKRZEK, K.; MAZGAJCZYK, E.; DYBAŁA, B. Application of *Fuzzy* Logic-Based
753 Expert Advisory Systems in Optimizing the Decision-Making Process for Material
754 Selection in Additive Manufacturing. **Materials**, v. 18, p. 324, 2025.
755 <https://doi.org/10.3390/ma18020324>

756 STRASSBURG, B.; BROOKS, T.; FELTRAN-BARBIERI, R. IRIBARREM, A.;
757 CROZEILLES, R.; LOYOLA, R.; LATAWIEC, A. E.; OLIVEIRA FILHO, F. J. B.;
758 SCARAMUZZA, C. A. M.; SCARANO, F. R.; SOAREA-FILHO, B.; BALMFORD, A.
759 Moment of truth for the Cerrado hotspot. **Nature Ecology & Evolution**, v. 1, p. 0099,
760 2017. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41559-017-0099>.

- UÇAR, Z.; GÜNEY, C. O.; AKAY, A. E.; BILICI, E.; ERKAN, N. Mapping the probability of forest fire in the Mediterranean region of Türkiye using the GIS-based fuzzy-AHP method. **Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal**, v. 31, n. 1–2, p. 234–259, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1080/10807039.2025.2451146>
- VIEIRA, R. M. D. S. P.; TOMASELLA, J.; BARBOSA, A. A.; POLIZEL, S. P.; OMETTO, J. P. H. B.; SANTOS, F. C.; FERREIRA, Y. D. C.; TOLEDO, P. M. D. Land degradation mapping in the MATOPIBA region (Brazil) using remote sensing data and decision-tree analysis. **Science of The Total Environment**, v. 782, p. 146900, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146900>.
- WANG, S.; ZHONG, Y.; WANG, E. An integrated GIS platform architecture for spatiotemporal big data. **Future Generation Computer Systems**, v. 94, p. 160–172, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.10.034>
- XU, H.; ZHANG, C. Development and applications of GIS-based spatial analysis in environmental geochemistry in the big data era. **Environmental Geochemistry and Health**, v. 45, p.1079–1090, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10653-021-01183-8>
- YAO, Y.; WANG, X.; LUO, L.; WAN, H.; REN, H. An Overview of GIS-RS Applications for Archaeological and Cultural Heritage under the DBAR-Heritage Mission. **Remote Sensing**, v. 15, p. 5766, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15245766>
- ZHU, X.; CAI, F.; TIAN, J.; WILLIAMS, T. K.-A. Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions. **Remote Sensing**, v. 10, n. 4, p. 527, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10040527>

CAPÍTULO II

MODELO APLICADO A RISCOS DE INCÊNDIOS FLORESTAIS NO BIOMA CERRADO, BRASIL: INTEGRANDO LÓGICA *FUZZY* E SIG A FATORES BIÓTICOS E ABIÓTICOS

Artigo submetido no período **Environmental Impact Assessment Review**, da base de dados ScienceDirect, Elsevier. ISSN online: 1873-6432 ISSN impresso: 0195-9255.

Métricas: CiteScore = 16.8; Impact Factor = 11.2.

As normas do periódico podem ser obtidas no link:

<https://www.sciencedirect.com/journal/environmental-impact-assessment-review/publish/guide-for-authors>

MODELO APLICADO A RISCOS DE INCÊNDIOS FLORESTAIS NO BIOMA CERRADO, BRASIL: INTEGRANDO LÓGICA *FUZZY* E SIG A FATORES BIÓTICOS E ABIÓTICOS

Resumo: O Bioma Cerrado brasileiro (BCb), com uma rica biodiversidade de fauna, flora e recursos hídricos, tem se tornado um *hotspot* de degradação ambiental no Brasil, entre as principais ameaças destaca-se os incêndios florestais. Nesse sentido, este estudo apresenta uma abordagem que integra lógica *fuzzy* e Sistema de Informação Geográfica (SIG) para desenvolver um modelo de Risco de Incêndios Florestais (RIF). Utilizou-se *dataset* categorizado por fatores biológicos, topográficos, antropogênicos e climáticos. A elaboração do modelo RIF foi conduzida no *software* ArcMAP 10.5, considerando os fatores previamente definidos. Realizou-se uma análise preliminar dos dados utilizando a correlação de Spearman, a aplicação das funções de pertinência *fuzzy*, a sobreposição *fuzzy*, reclassificação do RIF e validação comparativa. Os resultados mostraram que 68.35% do bioma apresentou área classificada com risco médio, seguido por 28.43% com risco alto a incêndios florestais. As variáveis uso e cobertura da terra, precipitação, deficiência hídrica, temperatura, proximidade de rodovias e densidade populacional apresentaram maior influência na modelagem do RIF. A análise da densidade de kernel dos focos registrados pelo INPE em 2023 evidenciou áreas críticas de ocorrência na região do MATOPIBA. A validação qualitativa via dendrograma do modelo resultou em dois grupos principais: risco alto e ocorrência de fogo (cluster 1); e o (cluster 2), relacionado com risco moderado à frequência de incêndios. A modelagem de RIF integrando lógica *fuzzy* e SIG mostrou-se eficaz para prever e quantificar o risco de incêndios florestais para o bioma Cerrado brasileiro, promovendo estratégias de prevenção que favoreçam a mitigação dos impactos causados pelos incêndios florestais.

Palavras-chave: Modelagem espacial; Geoprocessamento; Lógica difusa; Gestão ambiental; Prevenção de incêndios.

1. INTRODUÇÃO

O bioma Cerrado é reconhecido por sua relevância hidrológica e biodiversidade de fauna e flora, correspondendo a mais de 24% do território brasileiro (Sano et al., 2019). Não obstante, destaca-se pela significativa produção agropecuária, consolidando-se como a principal região produtora de proteína vegetal e animal do Brasil (Polizel et al., 2021). No entanto, as ações antrópicas nas últimas décadas têm transformado o bioma Cerrado brasileiro em um *hotspot* de degradação ambiental (Miranda et al., 2023; Colman et al., 2024).

O Cerrado é o pilar da segurança alimentar global, mas a expansão necessária para sustentá-la está erodindo ao manejo inadequado das atividades agrícolas e a resiliência climática do bioma, empurrando-o perigosamente em direção a um ponto de não retorno

com colapso do ecossistema (Polizel et al., 2021). Esse cenário é agravado pelas mudanças climáticas e pelo crescimento populacional, cuja projeção global alcança 9,9 bilhões de pessoas até 2054 (ONU, 2024). Dentre os principais fatores responsáveis pela crescente degradação do Cerrado brasileiro, destaca-se os incêndios florestais (Klink et al., 2020; Miranda et al., 2023).

De acordo com dados da plataforma MapBiomas, entre o período de 1985 a 2023, o Cerrado foi o bioma mais afetado pelas queimadas, estima-se que mais de 44% de sua área total já foi atingida pelo fogo ao menos uma vez (Mapbiomas, 2024). A maior parte dos incêndios florestais severos no Cerrado são decorrentes das ações antrópicas, especialmente pelo uso recorrente e descontrolado do fogo para a limpeza de áreas e a renovação de pastagens, muitas vezes realizado sem planejamento técnico e fora das normas ambientais (Gomes et al., 2020; Miranda et al., 2023). Dessa forma, a utilização de técnicas computacionais relacionadas à inteligência artificial, aplicadas a análises espaciais, constitui uma alternativa para um monitoramento preciso e de baixo custo, permitindo, por exemplo, a avaliação do comportamento de incêndios ativos em relação às condições climáticas (Naderpour et al., 2019; Aragão et al., 2023; Miranda et al., 2023).

Estudos anteriores de Bui et al. (2017), Parajuli et al. (2023) e Ramalho et al. (2024) destacaram a eficácia da lógica *fuzzy*, enquanto técnica de inteligência computacional, na prevenção, identificação e quantificação das áreas de maior Risco de Incêndios Florestais (RIF). A lógica *fuzzy* lida com informações imprecisas utilizando graus de associação, dessa forma permitindo que algo seja parcialmente verdadeiro ou falso, traduzindo valores qualitativos em quantitativos em uma escala de 0 a 1. Com base em modelos de RIF, permite-se a implantação de estratégias de políticas públicas no combate a incêndios, como a alocação de recursos e suporte a políticas voltadas a prevenção e mitigação dos impactos sobre os seres vivos e os serviços ecossistêmicos (Sakellariou et al., 2020; Ramalho et al., 2024).

Neste contexto, dada a importância de estudos relacionados à análise e previsão do risco de incêndios florestais, observa-se que, para o bioma Cerrado como um todo, ainda são escassas as pesquisas que abordam essa temática de forma integrada e em escala abrangente. A ausência de estudos abrangentes limita o planejamento estratégico e a alocação eficiente de recursos destinados à prevenção, monitoramento e combate aos incêndios florestais, reforçando a relevância do desenvolvimento de metodologias capazes de subsidiar a tomada de decisão em nível regional. Portanto, objetivou-se com

este estudo desenvolver e validar um modelo de risco de incêndios florestais para o bioma Cerrado utilizando a teoria *fuzzy*.

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área de estudo

O bioma Cerrado, conhecido também como Savana brasileira, ocupa mais de 2 milhões km², equivalentes a 24% do território nacional (5° e 20° de latitude Sul e 45° a 60° de longitude Oeste), abrigando onze estados e o Distrito Federal (Fig. 1), sendo considerado um dos 36 *hotspots* globais de biodiversidade (Habel et al., 2019). De acordo com a classificação climática de *Köppen*, 83% do clima é do tipo Aw (equatorial, inverno seco), com estação chuvosa de outubro a março, e estação seca de abril a setembro. A precipitação média do Cerrado varia de 1.200 mm a 1.800 mm, com valores abaixo de 700 mm na região Nordeste, na zona de transição com o bioma Caatinga, e valores superiores a 2000 mm na área de transição com o bioma Amazônia. Além disso, a temperatura média do ar oscila de 20 a 29°C (Alvares et al., 2013a; Alvares et al., 2013b; Colman et al., 2024).

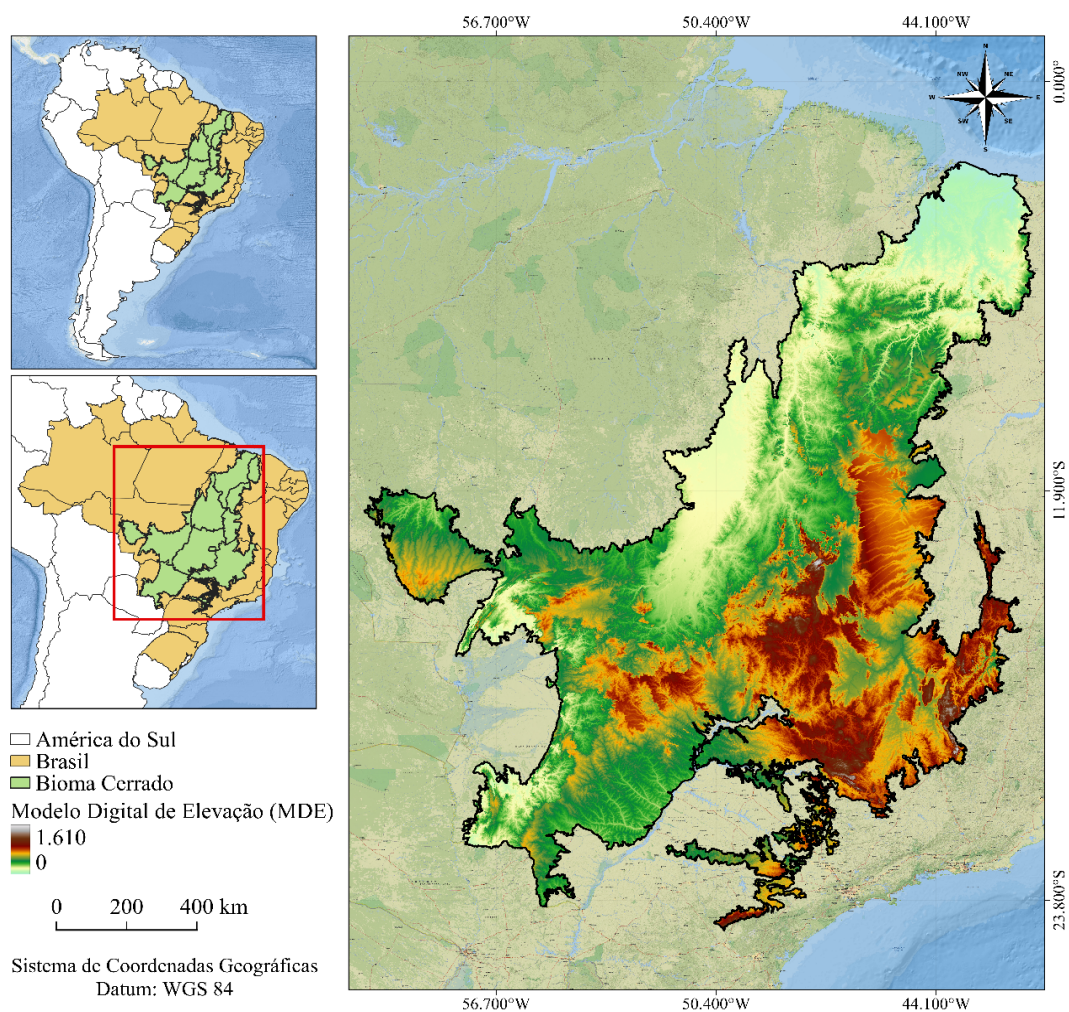


Fig. 1. Localização do bioma Cerrado

A topografia do Cerrado é composta, em sua grande parte, por planaltos de blocos cristalinos e sedimentares, cuja continuidade é interrompida por uma extensa rede de depressões periféricas e interplanálticas. Essa heterogeneidade geomorfológica desempenha um papel fundamental na distribuição da flora e fauna sob o bioma. Os topos dos planaltos apresentam superfícies planas e suavemente onduladas (Brasil e Alvarenga, 1989; Silva e Bates, 2002). De acordo com a classificação do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS), os solos predominantes no Cerrado são: Latossolos (41%), Neossolos (23%), Argissolos (12%) e Plintossolos (10%) (Colman et al., 2024).

Em relação ao aspecto hidrológico, o Cerrado abriga um dos maiores sistemas aquíferos do mundo, com o maior reservatório de água subterrânea da América do Sul, o aquífero Guarani, além de englobar 10 das 12 principais regiões hidrográficas brasileiras, contribuindo significativamente para a distribuição da água doce no país. Entre as

911 principais regiões hidrográficas destacam-se Paraná, São Francisco e Araguaia-Tocantins
912 (Oliveira et al., 2014; Amorim et al., 2022).
913 A Fig. 2 apresenta o fluxograma metodológico seguido no desenvolvimento desta
914 pesquisa.

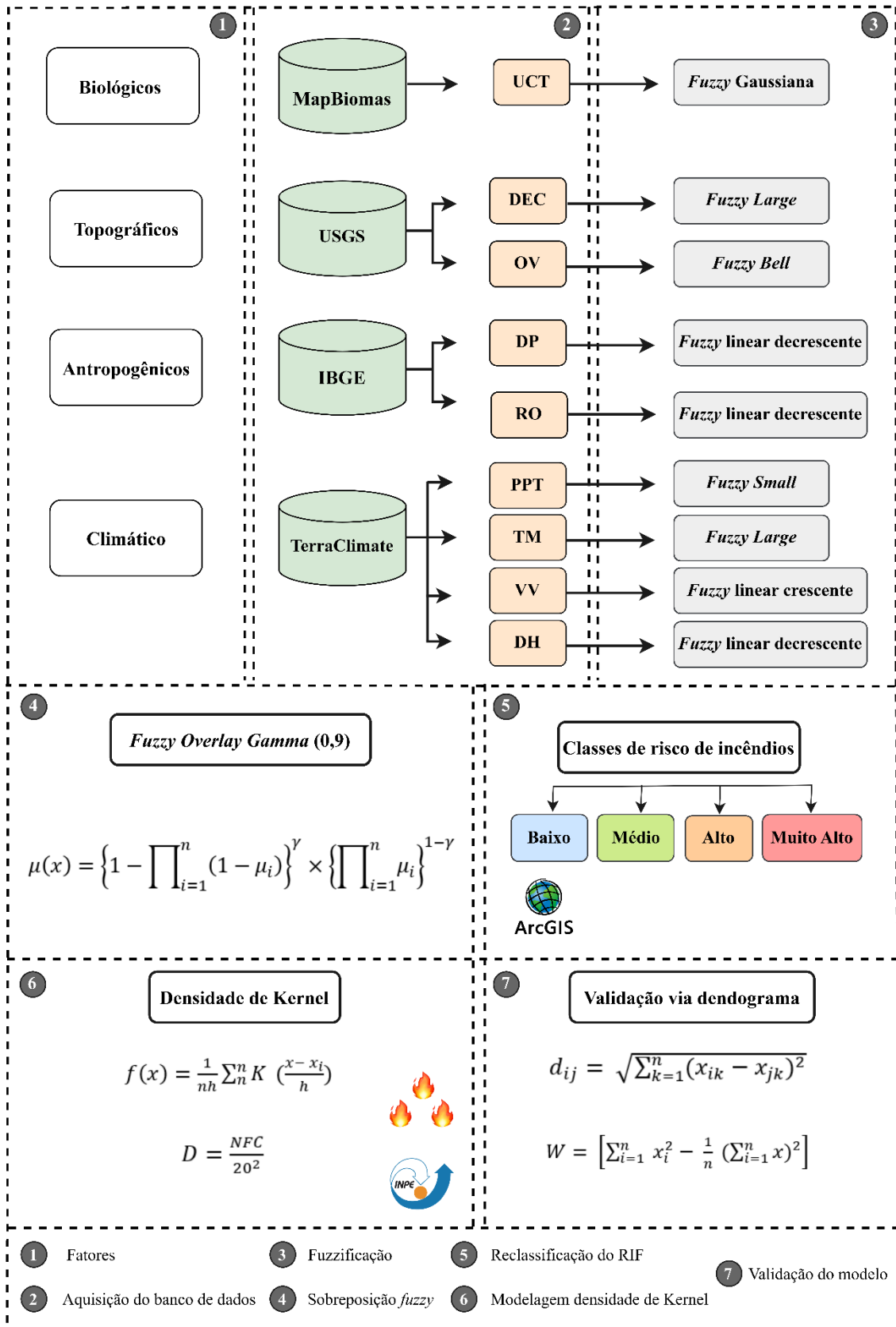


Fig. 2. Fluxograma metodológico seguido para desenvolver o modelo de RIF para o bioma Cerrado.

2.2 Aquisição do dataset

Para entender o risco de incêndios florestais, foram considerado fatores que influenciam o início, propagação e intensidade do incêndio, reportados na literatura (Juvanol et al., 2021; Lamat et al., 2021; Lin et al., 2022; Aragão et al., 2023; Ramalho et al., 2024 e Joshi et al., 2024). Assim, o *dataset* utilizado contou com quatro classes de fatores (Tabela 1), cada uma com seu conjunto de variáveis específicas.

Tabela 1. Conjuntos de dados utilizados no estudo e suas respectivas informações.

Tipo de variável	Nome da variável	Resolução	Tipo de dado	Ano	Referência
Biológica	Uso e Cobertura da terra	30m	Raster	2023	https://brasil.mapbiomas.org/
	Declividade	30m	Raster	2023	https://earthexplorer.usgs.gov/
Topográfica	Altitude	30m	Raster	2023	https://earthexplorer.usgs.gov/
	Orientação de vertente	30m	Raster	2023	https://earthexplorer.usgs.gov/
Antropogênica	Rodovias		Vetor	2021	https://portaldemapas.ibge.gov.br/
	Densidade populacional		Vetor	2022	https://censo2022.ibge.gov.br/
Climática	Precipitação	4km	Raster	2023	https://app.climateengine.org/
	Temperatura média do ar	4km	Raster	2023	https://app.climateengine.org/
	Velocidade do vento	4km	Raster	2023	https://app.climateengine.org/
	Deficiência hídrica	4km	Raster	2023	https://app.climateengine.org/

Os fatores biológicos estão relacionados a condição e a quantidade de material combustível que pode influenciar, ou não, na ocorrência de incêndios florestais (Slavskiy et al., 2023; Guo et al., 2024). Dessa forma, a variável escolhida neste estudo para representar essa classe foi o uso e cobertura da terra do ano de 2023 (Fig. 3), obtida pela plataforma MapBiomas Brasil, que traz um conjunto de dados raster sobre Uso e Cobertura da Terra de 1985 até o presente, disponibilizado em: <https://brasil.mapbiomas.org/> (acessado em 10 de setembro de 2025).

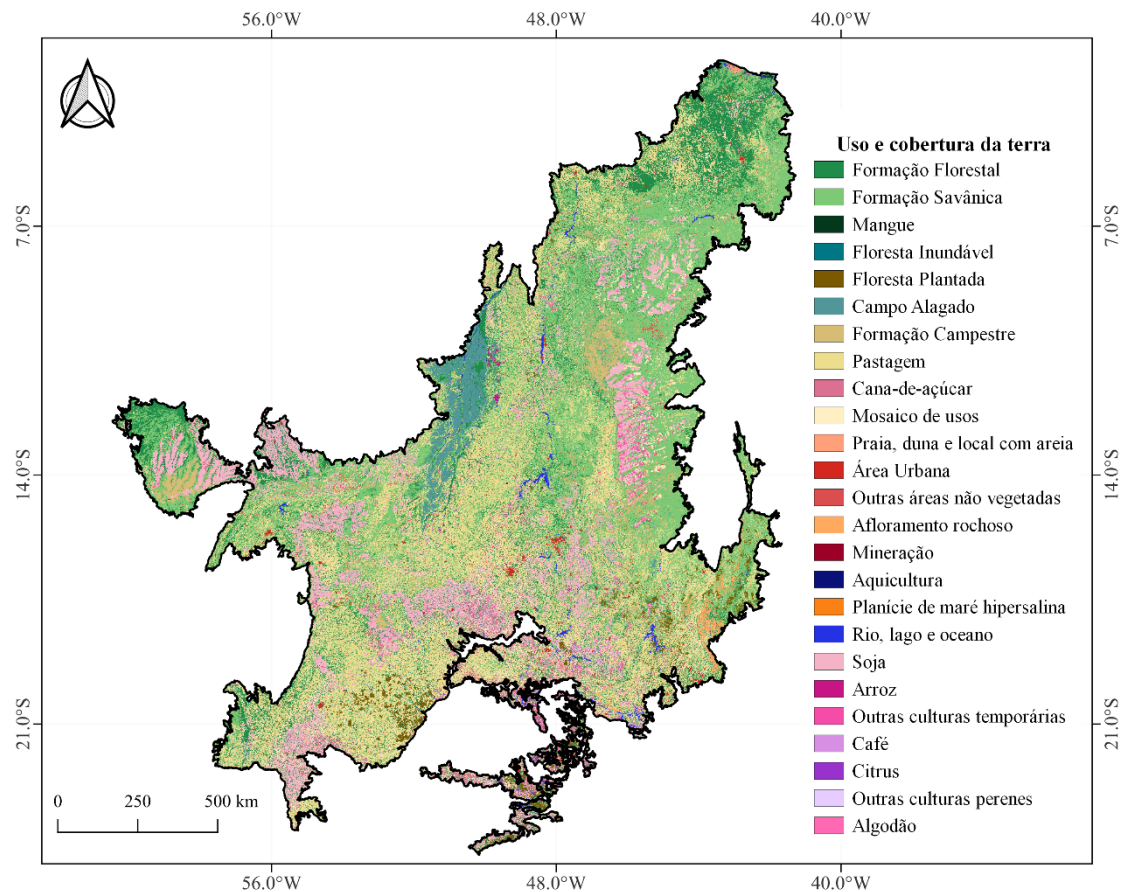


Fig. 3. Uso e cobertura da terra no Bioma Cerrado, Brasil.

Os fatores topográficos podem influenciar na propagação de chamas, como resultado, na conversão do fogo em incêndios florestais (Guo et al., 2024). No presente estudo, utilizou-se as variáveis de declividade, altitude e orientação de vertentes na modelagem de RIF (Fig. 4), obtidos na plataforma United States Geological Survey (USGS), acessíveis em: <https://earthexplorer.usgs.gov/> (acessado em 12 de setembro de 2024).

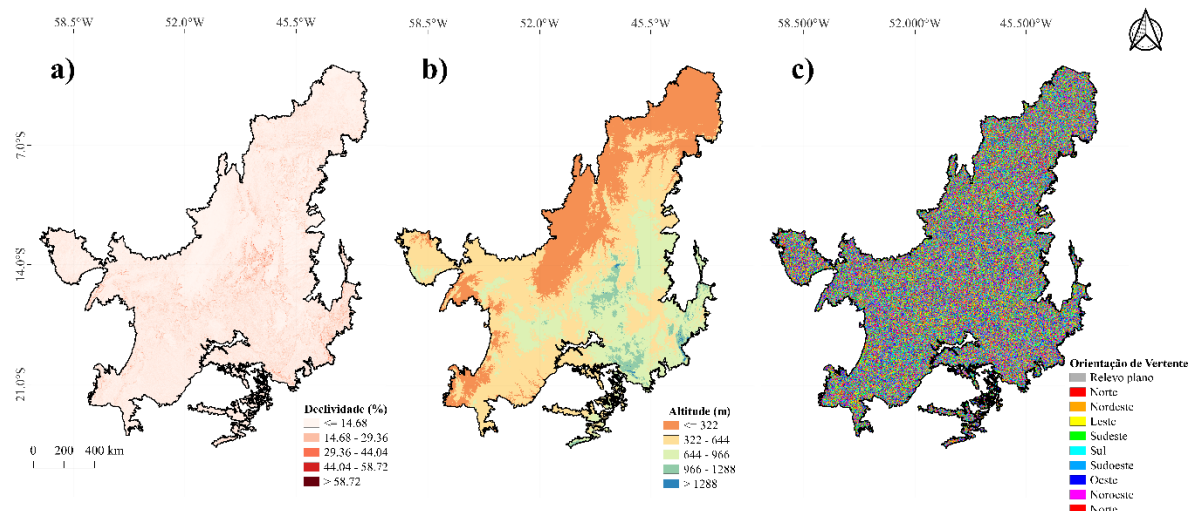


Fig. 4. Variáveis topográficas: a) declividade, b) altitude e c) orientação de vertente

A Fig. 5 apresenta os fatores antropogênicos, i.e, às ações humanas que favorecem a ocorrência e a propagação do fogo. Neste estudo, foram consideradas como variáveis dos fatores antropogênicos proximidade de rodovias e densidade populacional, ambas obtidas no catálogo de metadados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), acessíveis em <https://portaldemapas.ibge.gov.br/>; e <https://censo2022.ibge.gov.br/> (acessado em 09 de setembro de 2024. (IBGE, 2022).

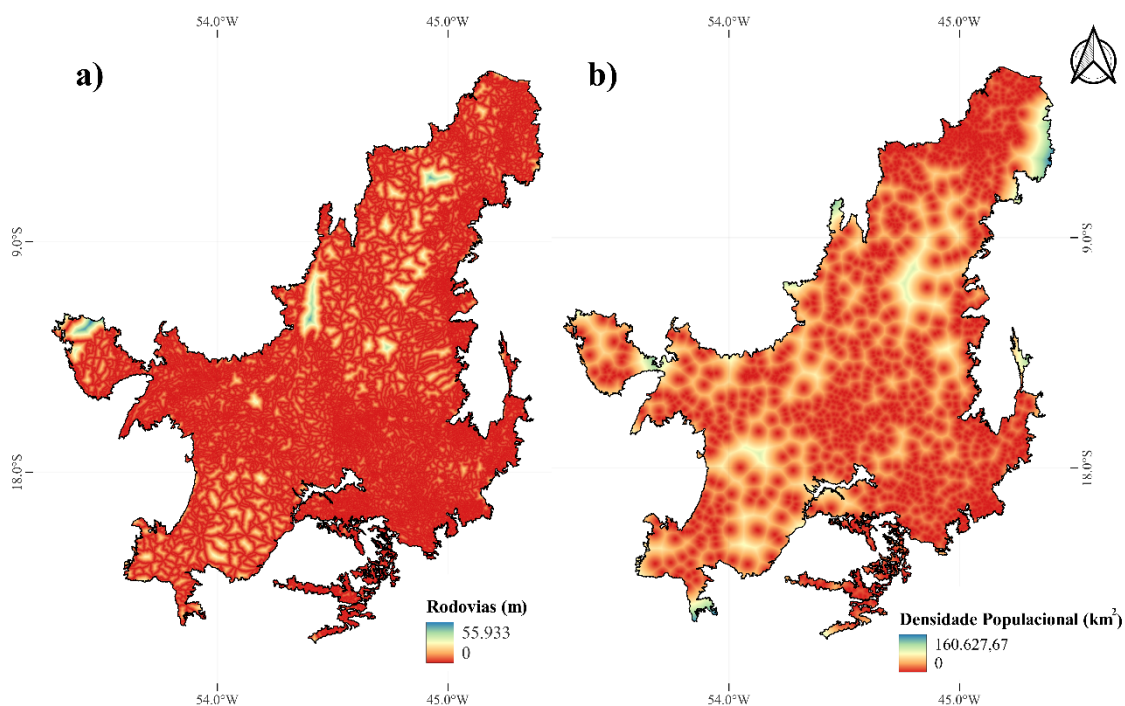


Fig. 5. Variáveis antropogênicas: a) Rodovias e b) Densidade Populacional.

957

958 Os fatores climatológicos influenciam diretamente na ignição e propagação dos
959 incêndios florestais (Wasserman e Muller, 2023). Para considerar essas influências, foram
960 utilizados os dados de precipitação, temperatura média do ar, velocidade do vento e
961 disponibilidade hídrica do ano de 2023 (Fig. 6) obtidos do banco de dados *TerraClimate*,
962 um conjunto de dados climáticos globais de livre acesso desde de 1958 até o presente
963 (Abatzoglou et al., 2018), com dados públicos acessíveis em
964 <https://www.climatologylab.org/terraclimate.html> (acessado em 20 de setembro de
965 2024). Os dados foram submetidos a krigagem ordinária, buscando aumentar a resolução
966 espacial de 4 km para 500 metros.

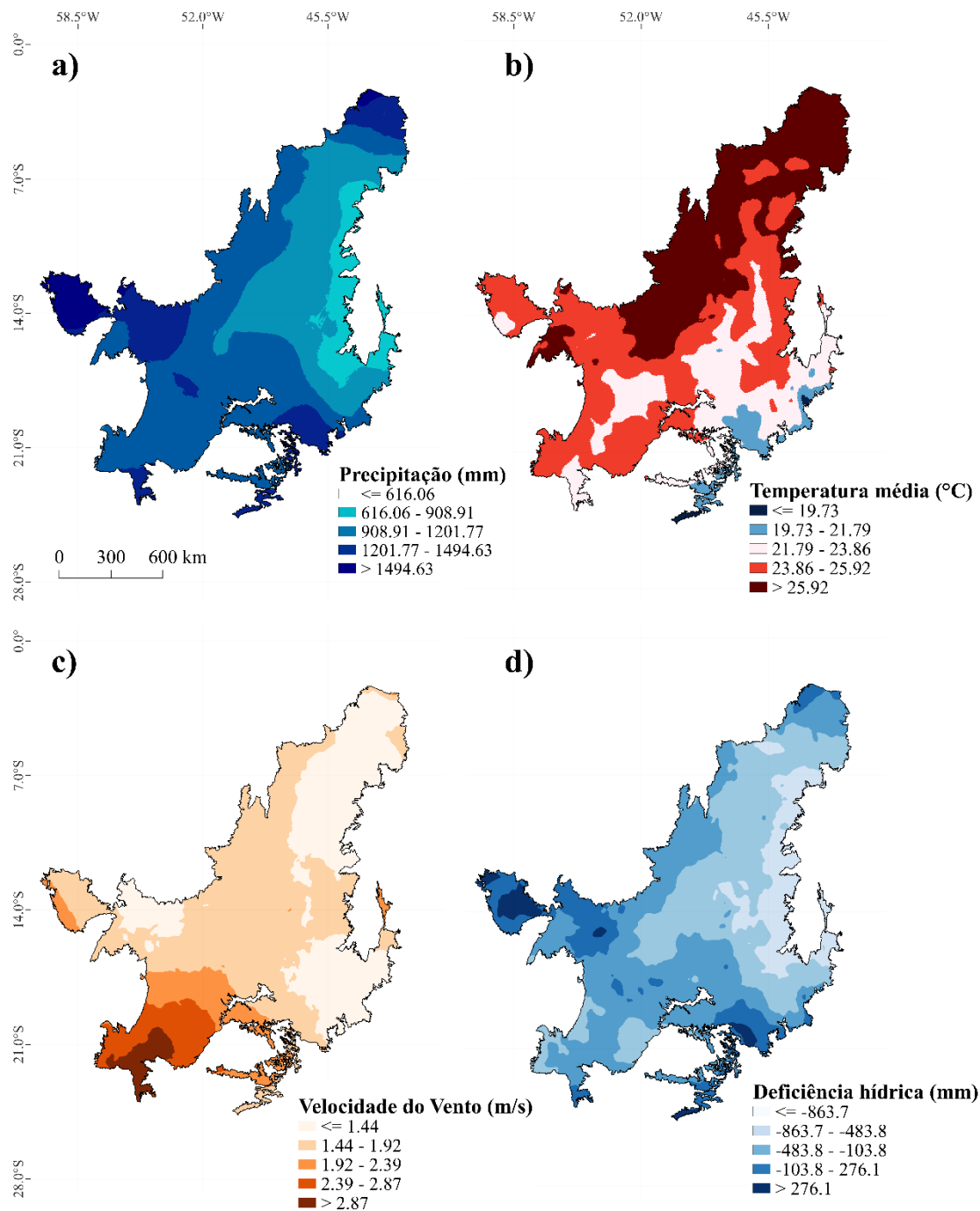


Fig. 6. Variáveis climáticas: a) Precipitação, b) Temperatura média do ar, c) Velocidade do vento d) Deficiência hídrica

2.3 Análise preliminar dos dados

Inicialmente, uma análise preliminar de correlação de Spearman ($p < 0,05$) foi realizada no *dataset* usando *software* R. Valores de coeficiente de correlação maiores que 0,7 entre as variáveis foram considerados de forte correlação. As variáveis que apresentaram essa característica foram retiradas da análise, a fim de reduzir o viés e

comprometimento do modelo (Schober; Boer; Schwarte, 2018; Joshi et al., 2024). O resultado da análise mostrou forte correlação inversamente proporcional às variáveis de altitude (ALT) e temperatura média do ar (TM), com coeficiente de -0.84 (Tabela 2). Dessa forma, optou-se por retirar a variável altitude na modelagem de RIF, por apresentar uma maior correlação com as variáveis analisadas em comparação com a TM. Assim, um total de nove variáveis de entrada foram utilizadas para modelagem de RIF (Tabela 1).

Tabela 2. Matriz de correlação de Spearman entre as variáveis.

	PPT	DH	VV	TM	OV	ALT	DEC	DP	RO	UCT
PPT	-									
DH	0.446*** <.001	-								
VV	0.363*** <.001	0.164*** <.001	-							
TM	0.211*** <.001	0.077*** <.001	-0.161*** <.001	-						
OV	0.006 0.147	0.002 0.591	0.001 0.788	0.003** 0.531	-					
ALT	-0.339*** <.001	-0.136*** <.001	0.119** <.001	-0.841*** <.001	-0.001 0.844	-				
DEC	0.020*** <.001	0.449*** <.001	0.037*** <.001	-0.137*** <.001	0.003 0.457	0.086*** <.001	-			
DP	-0.144*** <.001	-0.098*** <.001	0.005 0.246	-0.06*** <.001	-0.003 0.482	0.201*** <.001	-0.069*** <.001	-		
RO	0.028*** <.001	-0.002 0.583	0.08*** <.001	0.068*** <.001	0.002 0.613	-0.057*** <.001	-0.017 <.001	0.171*** <.001	-	
UCT	0.039*** <.001	0.015* <.001	0.134*** <.001	0.040*** <.001	-0.014** 0.002	0.013** 0.002	-0.061*** <.001	0.049*** <.001	-0.038*** <.001	-

Nota: *p < .05, ** p < .01, *** p < .001

Legenda: Precipitação (PPT); Deficiência hídrico (DH); Velocidade do vento (VV); Temperatura média do ar (TM); Orientação de vertente (OV); Altitude (ALT); Declive (DEC); Densidade populacional (DP); Rodovias (RO); Uso e Cobertura da Terra (UCT).

2.4 Aplicação das funções de pertinência fuzzy e sobreposição fuzzy

Para aplicação da teoria *fuzzy*, foi definida e aplicada a função de pertinência de acordo com o comportamento individual de cada variável, isto é, a forma como seus valores se distribuem, variam e influenciam no risco de incêndios florestais e recomendações da literatura (Juvanhol et al., 2021; Şahiner e tal., 2023; Uçar et al., 2025). Assim, na modelagem RIF para o bioma Cerrado, o “alto risco” de incêndios florestais foi representado pelo valor de 1, enquanto “baixo” foi representado pelo valor 0,

semelhante a estudos anteriores (Aragão et al. 2023; Ramalho et al., 2024; Joshi et al., 2024).

Para a variável de uso e cobertura da terra (UCT), utilizou-se a função *Fuzzy* Gaussiana, permitindo determinar quais classes de UCT tem maior influência em relação às demais, trabalhando com distribuição normal do conjunto em torno do ponto médio que assume o risco mais alto (Tabela 3).

Tabela 3. Reclassificação do UCT de acordo com a influência de cada classe aos riscos de incêndios florestais.

Uso e Cobertura da Terra	Valor reclassificado	Classes de risco
Mangue	1	Muito Baixo
Floresta Inundável	2	Muito Baixo
Planície de maré hipersalina	3	Muito Baixo
Algodão	4	Baixo
Citrus	5	Médio
Café	6	Médio
Área Urbanizada	7	Médio
Outras Áreas não vegetadas	8	Médio
Outras Culturas Temporárias	9	Alto
Pantanal	10	Alto
Formação Campestre	11	Alto
Pastagem	12	Alto
Formação Savânica	13	Muito Alto
Mosaico de Usos	14	Alto
Formação Florestal	15	Alto
Soja	16	Alto
Floresta Plantada	17	Alto
Cana-de-açúcar	18	Médio
Afloramento rochoso	19	Médio
Arroz	20	Médio
Outras culturas perenes	21	Médio
Mineração	22	Baixo
Praia, duna e local com areia	23	Baixo
Aquicultura	24	Muito Baixo
Rio, Lago e Oceano	25	Muito Baixo

Para avaliar a variável de orientação de vertente utilizou-se a função *Fuzzy Generalized Bell*, possibilitando que o usuário possa determinar o ponto central que assumirá o menor valor influência a incêndios florestais, dessa forma, permitindo o usuário determinar um ponto central que assumirá o menor valor de influência no RIF (Tabela 4). Na análise de declividade, foi utilizada a função de pertinência *Fuzzy Large*.

Essa função indica quanto maior for o valor de entrada (declividade), maior o risco de ocorrência de incêndio.

Tabela 4. Risco de incêndios florestais de acordo as variáveis topográficas com os dados de Orientação de vertente e Declividade.

Orientação de vertente	Face	Classes de risco
-1	Plano	Muito Baixo
0 – 22.5°	Norte	Muito Alto
22.5 – 67.5°	Nordeste	Alto
67.5 – 112.5°	Leste	Médio
112.5 – 157.5°	Sudeste	Baixo
157.5 – 202.5°	Sul	Baixo
202.5 – 247.5°	Sudeste	Baixo
247.5 – 292.5°	Oeste	Médio
292.5 – 337.5°	Noroeste	Alto
337.5 – 360°	Norte	Muito Alto
Declividade (%)		Classes de risco
< 14.6		Muito Baixo
14.6– 29.3		Baixo
29.3 – 44.0		Médio
44.0 – 58.7		Alto
> 58.7		Muito Alto

Fonte: Adaptado de Eugenio et al. (2016); Aragão et al. (2023).

Para as variáveis rodovias e densidade populacional, adotou-se a função *Fuzzy* Linear Decrescente, considerando que as áreas proximidade de rodovias e de maior densidade populacional está associada a um maior risco de ocorrência de incêndios florestais.

Tabela 5. Risco de incêndios florestais de acordo com o mapa de rodovias e densidade populacional.

Rodovias (m)	Classes de risco
< 11186	Muito Alto
11187 – 22373	Alto
22374 – 33559	Médio
33560 – 44746	Baixo
> 44746	Muito Baixo

Densidade populacional (Hab/km ²)	Classes de risco
< 32125	Muito Alto
32126 – 64251	Alto
64252 – 96376	Médio
96377 – 128502	Baixo
> 128503	Muito Baixo

1025

1026

1027 A avaliação da influência das variáveis de precipitação e temperatura média do ar
1028 no risco de incêndio foi dada pelas funções de pertinência *Fuzzy Small* e *Fuzzy Large*,
1029 respectivamente (Tabela 6). As variáveis de velocidade do vento e deficiência hídrica
1030 foram utilizadas na função de pertinência *Fuzzy Linear Crescente* (Tabela 6).

1030

1031 **Tabela 6.** Risco de incêndios florestais de acordo com os dados de precipitação,
1032 temperatura média do ar, velocidade do vento e deficiência hídrica.

Precipitação (mm)	Classes de risco
< 616	Muito Alto
616 - 908.9	Alto
909 - 1201	Médio
1202 - 1494	Baixo
>1494	Muito Baixo
Temperatura média do ar (°C)	Classes de risco
> 25.9	Muito Alto
23.9 - 25.9	Alto
21.8 - 23.8	Médio
19.8 - 21.7	Baixo
< 19.7	Muito Baixo
Velocidade do vento (m/s)	Classes de risco
< 1.4	Muito Baixo
1.4 - 1.9	Baixo
2.0 - 2.3	Médio
2.4 - 2.8	Alto
>2.8	Muito Alto
Deficiência hídrica (mm)	Classes de risco
< -863.7	Muito Baixo
-863.7 - -483.8	Baixo
-483.8 – -103.8	Médio
-103.8 – 276.1	Alto
>276.1	Muito Alto

1033 Fonte: Adaptado de Juvanol et al. (2021); Anticono et al. (2023); Aragão et al. (2023).

1034

1035 Após a aplicação das funções de pertinência, às variáveis adotadas no modelo de
1036 risco de incêndios, foram combinadas utilizando uma análise de sobreposição, permitindo

determinar a probabilidade de uma célula pertencer a outro conjunto *fuzzy*, de acordo com os critérios de entrada. O método de sobreposição adotado foi o *Fuzzy Gamma*, que resulta do produto algébrico do *fuzzy sum* e *fuzzy product*, ambos elevados à potência gama (Santos et al., 2017). O coeficiente foi definido pelo valor de 0,9, para alcançar o efeito combinado entre o total e o produto gama, tornando o modelo mais sensível à combinação dos fatores de risco, sem ser excessivamente restritivo (Equação 1).

$$\mu(x) = \{1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i)\}^\gamma \times \{\prod_{i=1}^n \mu_i\}^{1-\gamma} \quad \text{Eq.1}$$

Onde $\mu(x)$ são os valores de associação *fuzzy* para $i=1, 2, 3, \dots, 5$; n corresponde a camada de dados raster, ou seja, ao número de variáveis no estudo; e γ é o coeficiente com valores entre 0 e 1.

2.5 Reclassificação do risco de incêndios florestais

Utilizou-se o modelo de otimização de Jenks (1967), que permitiu representar as classes de risco “baixo”, “médio”, “alto” e “muito alto”. Esse modelo emprega um método de classificação baseado no agrupamento de dados projetado para determinar o melhor arranjo em diferentes classes.

2.6 Dinâmica espacial dos focos de calor via modelagem de densidade de Kernel

Foi realizado o mapeamento espacial dos focos de incêndio no bioma Cerrado pelo método de densidade de Kernel no *software* Arcgis versão 10.5. A utilização desse método justifica-se por permitir a transformação dos focos de incêndio, representados por dados pontuais, em uma superfície contínua de densidade, possibilitando a identificação de padrões espaciais e áreas com maior concentração de ocorrências. Esse método permite estimar a distribuição espacial esperada dos eventos por unidade de área, como é o caso dos focos de incêndios disponibilizados pelo INPE (Monjás-Vega et al., 2020; Marinho et al., 2021). A densidade de Kernel é obtida pela Equação 2.

$$f(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad \text{Eq. 2}$$

Onde K é a função kernel; h é o raio de busca; x é a posição central de cada célula raster de saída; x_i é a posição do ponto a partir do centróide de cada polígono; e n é o número total de infrações ambientais.

Para a interpolação matemática, foram testados diferentes raios de influência (5 km, 10 km, 20 km), com o objetivo de identificar qual deles apresenta melhor representação visual sem comprometer a consistência dos dados quantitativos. Para esse estudo em específico, utilizou-se um raio de 20 km ao redor dos focos de incêndio registrados pelo INPE. (Marinho et al., 2021). Posteriormente, realizou-se a categorização do mapa de densidade de kernel em três classes: baixa, média e alta, assim, possibilitando melhor interpretação e compreensão dos dados quantitativos. A densidade de focos foi calculada a partir da Equação 3.

$$D = \frac{NFC}{20^2} \quad \text{Eq. 3}$$

Onde D é a densidade de focos; e NFC é o número de focos do Cerrado.

2.7 Validação do modelo via dendrograma

Para a validação do modelo, foi realizada uma análise comparativa espacial entre os dados de focos de incêndio do INPE e os resultados obtidos pelo modelo RIF *fuzzy*, permitindo avaliar a sobreposição espacial entre as classes de risco e a ocorrência observada de incêndios. Utilizou-se uma malha de pontos georreferenciada, disponibilizada pelo INPE, contendo os dados de Frequência do Fogo e Risco de Fogo, sobreposta ao modelo RIF. Essa malha funcionou como uma grade de amostragem, permitindo extrair os valores de risco atribuídos pelo modelo em cada ponto geográfico. Posteriormente, realizou-se classificação dos valores do modelo RIF em quatro classes (baixo, médio, alto e muito alto), sendo inseridos uma planilha eletrônica em conjunto com os dados do INPE. Após a organização dos dados, realizou-se a análise de cluster (AC) pelo dendrograma, utilizando o método de agregação de Ward empregando a distância euclidiana (Ward, 1963). Esse método é amplamente empregado por sua eficiência na validação de dados com padrões semelhantes, considerando a distância euclidiana ao quadrado como medida de dissimilaridade no processo de agrupamento (Wilks, 2011; Oliveira-Júnior et al., 2021).

As similaridades foram atribuídas de acordo com a classes de modelo RIF e dados do INPE (Baixo, Médio, Alto, Muito Alto, Risco de Fogo e Frequência do Fogo) pelo cálculo da distância euclidiana (d_{ij}) e pelo método de Ward entre dois objetos (i e j), em que, quanto menor a distância, maior a similaridade quantitativa entre as variáveis (Ward, 1963). Estabeleceu-se uma margem de similaridade entre as variáveis inferior a 1, conforme descritos nas Equações (4) e (5), respectivamente.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad \text{Eq. 4}$$

Onde d_{ij} é a distância euclidiana; x_{ik} e x_{jk} são os dados do modelo de RIF e do INPE para o bioma Cerrado i e j , respectivamente.

$$W = \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n x_i)^2 \right] \quad \text{Eq. 5}$$

Onde W é a variância intergrupo mínima pelo método hierárquico de Ward; n é o número de elementos; e x_i é o i -ésimo membro do grupo.

3. RESULTADOS

As funções de pertinência para as variáveis preditoras do modelo de RIF são apresentadas na Fig. 7. A variável UCT foi modelada pela função Gaussiana centrada no ponto médio de 13, pertencente a classe de Formação Savânica e pertinência é 0,1. Em relação as variáveis declividade e temperatura foram modeladas pela função Large, com pontos médios de 27,6 e 23,4, respectivamente, ambos associados a grau de pertinência de 0,5. Enquanto as variáveis rodovias, densidade populacional e deficiência hídrica pela função Linear Decrescente, nas quais a pertinência máxima ocorre nos menores valores das variáveis, reduzindo até zero.; e velocidade do vento pela Linear Crescente, indicando o aumento do grau de pertinência à medida que a velocidade do vento se eleva.

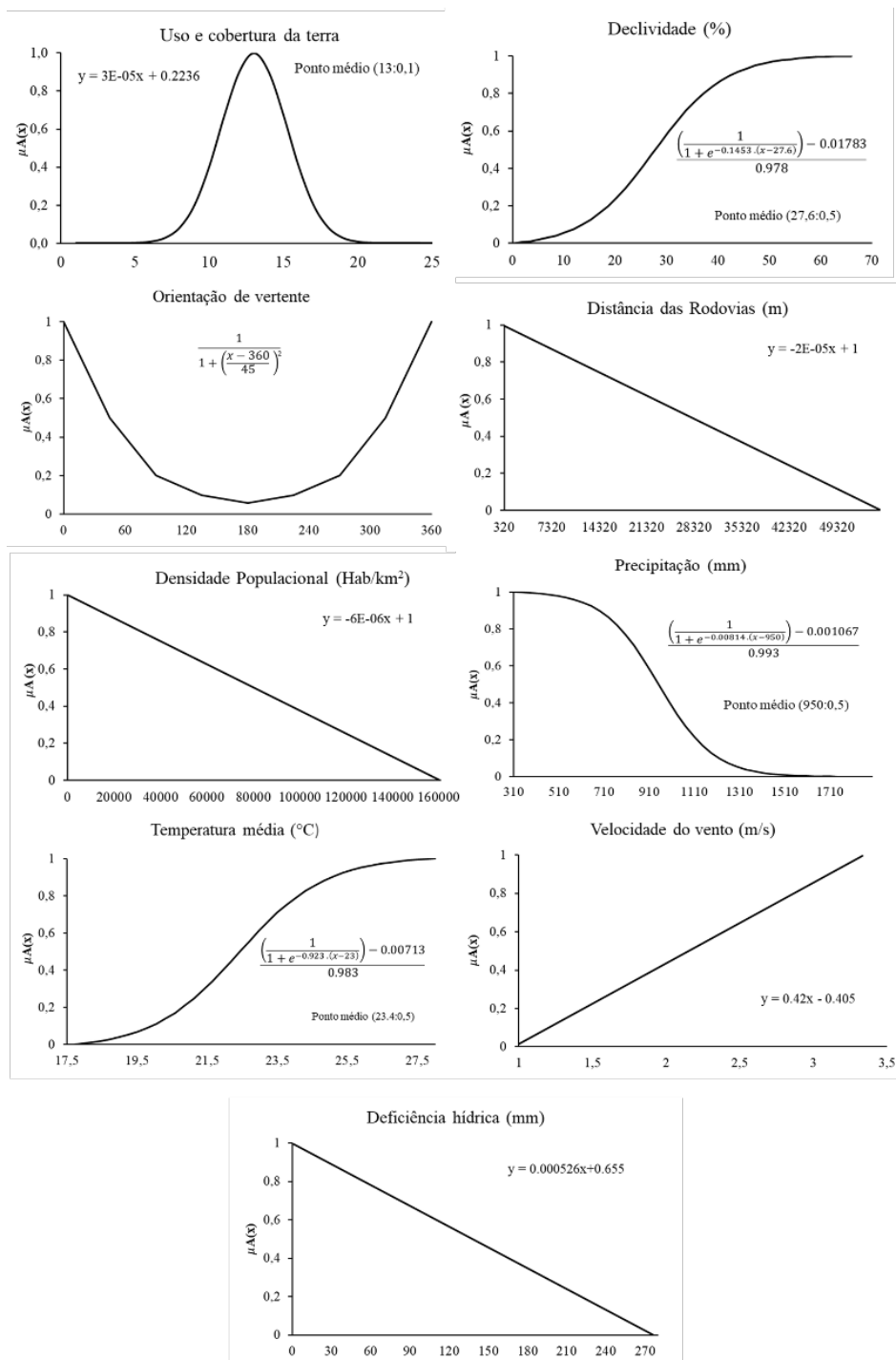


Fig. 7. Curva das funções de pertinência *fuzzy* aplicadas a cada uma das variáveis.

As variáveis de precipitação e orientação de vertente, mostradas na Fig. 7, foram ajustadas pelas funções Small e Bell, respectivamente. A função Small foi aplicada à variável precipitação para representar o grau com que determinados valores podem ser considerados baixos, centrada no ponto médio de 950 mm, onde a pertinência é 0,5 (Fig. 7). Enquanto a *fuzzy* Bell, é uma função de pertinência com formato de sino, utilizada para representar conceitos que possuem maior grau de pertencimento em torno de um

valor central. No aspecto, o valor central foi 360°, com máxima pertinência, enquanto os valores mais distantes apresentaram pertinência menor (Fig. 7).

Aplicação da lógica *fuzzy* entre as variáveis revelou padrões espaciais distintos para cada variável (Fig. 8). Na variável de UCT observou-se que os valores mais próximos de 1 no conjunto *fuzzy*, ou seja, com maior risco de incêndios florestais são aquelas áreas de maior concentração de Formação Savânica, Pastagem e Gramíneas (Fig. 8a), de acordo com a classificação da Tabela 3. Em relação às áreas de menor probabilidade de ocorrência de incêndios florestais estão as classes de Rio, Mangue, Floresta Inundada e Aquicultura, devido ao fato de serem classes com pouca interferência humana (Tabela 3).

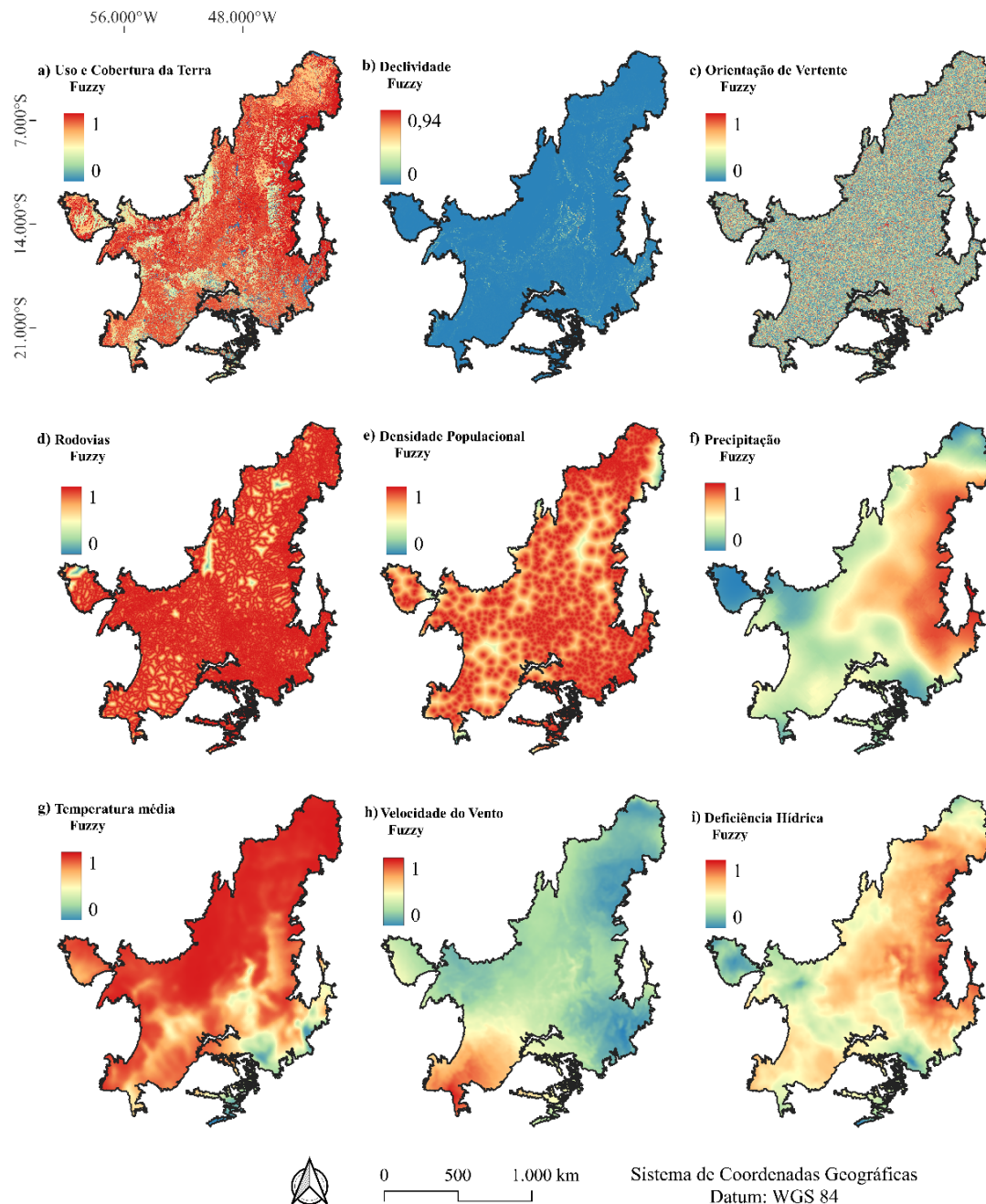


Fig. 8. Efeito das funções de pertinência nas variáveis.

Em relação as variáveis topográficas, a declividade apresentou, em grande parte da área de estudo, valores de pertinência *fuzzy* variando entre 0 e 0,94, com os maiores graus de pertinência concentrados predominantemente na porção central do bioma, conforme ilustrado na Fig. 8b. Observa-se que grande parte da área apresenta valores próximos de zero, indicando a predominância de terrenos com baixa inclinação. De forma semelhante, o mapa de Orientação de Vertente apresentou pouca influência nos valores de risco de incêndios florestais, sendo os maiores valores do conjunto *fuzzy* nas faces

Norte e Noroeste (Fig. 8c) conforme a reclassificação na Tabela 4. Enquanto os vetores antropogênicos (rodovias e densidade populacional) elevaram o risco principalmente na região sul do Cerrado, onde há maior concentração de atividades antrópicas (Fig. 8d e 8e). Em contraste, observou-se que à medida que avança para a região norte, há menos influência das ações antropogênicas.

Para os fatores climáticos, a precipitação apresentou maiores valores *fuzzy* ao leste do Cerrado, especialmente na área de transição com o bioma Caatinga, e os valores mais baixos estão a oeste da região (Fig. 8f). A variável temperatura média do ar apresentou forte influência no risco de incêndios florestais no bioma Cerrado, devido a predominância de altas temperaturas (23.9 - 25.9) em grande parte da região (Fig. 6), com valores de pertinência *fuzzy* mais elevados concentrados sobretudo no norte e noroeste do bioma (Fig. 8g). Os maiores valores *fuzzy* da variável velocidade do vento concentram-se na porção sudeste do Cerrado (Fig. 8h). Além disso, a deficiência hídrica apresentou maiores valores de pertinência no oeste da região, coincidindo com áreas de menor precipitação (Fig. 8i).

A Fig. 9 apresenta o modelo de risco de incêndio florestais determinado pela combinação *fuzzy* das variáveis estudadas. As cores do mapa variam de azul a vermelho para representar o grau de risco. O azul representa os valores tendendo a 0, indicando baixo risco, enquanto o vermelho corresponde aos valores próximos a 1, sinalizando alto risco. As áreas de baixo risco de incêndio concentram-se predominantemente nas porções norte e oeste do Cerrado. A integração *fuzzy* resultou em um cenário onde o risco moderado predomina (68%). As zonas de Alto Risco (28%) formaram um arco de tensão no centro-sul e risco muito alto apresentou ocorrência residual, representando cerca de 0,10% da área total, distribuída de forma pontual, sobretudo em setores do centro-sul e sudeste.

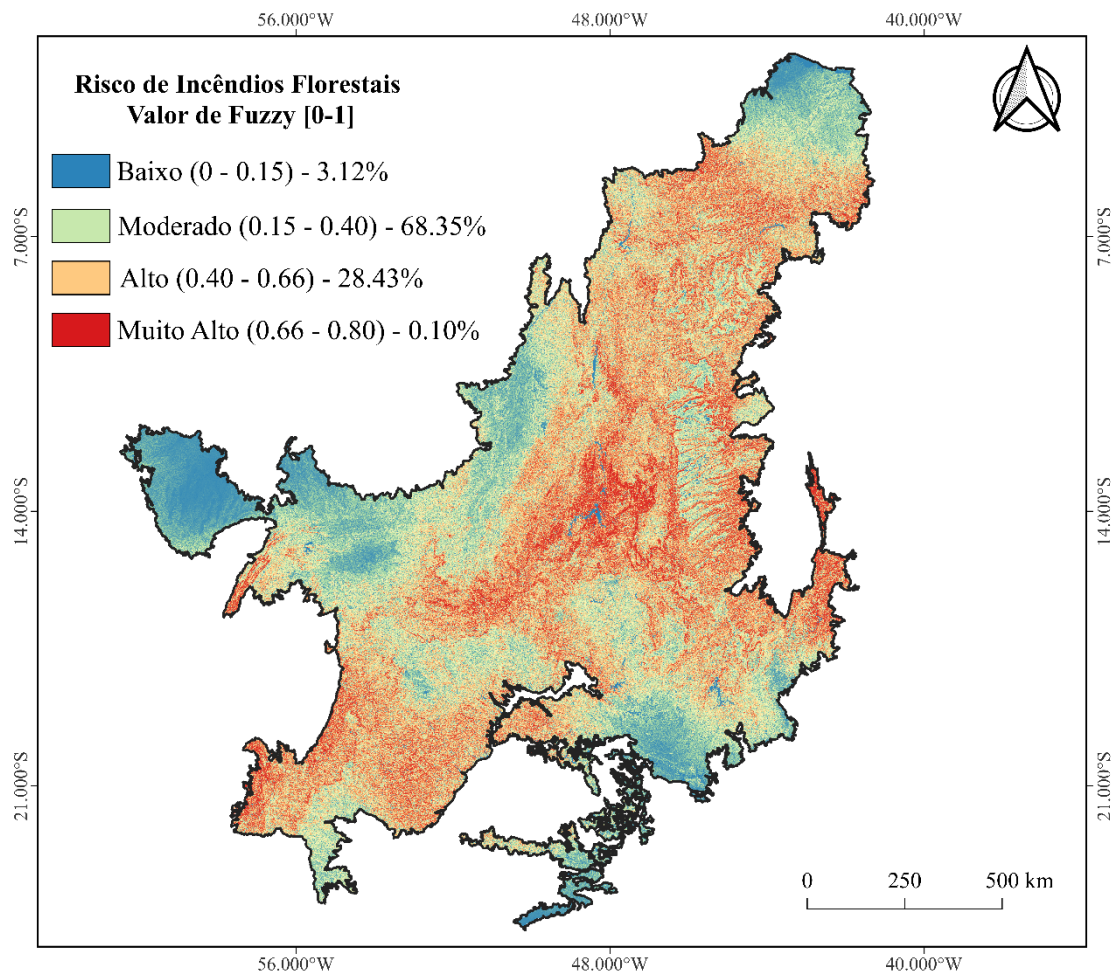


Fig. 9. Mapa de risco de incêndio para o bioma Cerrado, Brasil.

Os resultados da densidade de kernel de focos de incêndios registrados pelo Instituto Nacional de Pesquisa Espacial (INPE) no ano de 2023 em todo o bioma Cerrado (Fig. 10) mostraram que as áreas de alta densidade de focos estão concentradas nas regiões centrais, nordeste e centro-leste, correspondendo a região do MATOPIBA.

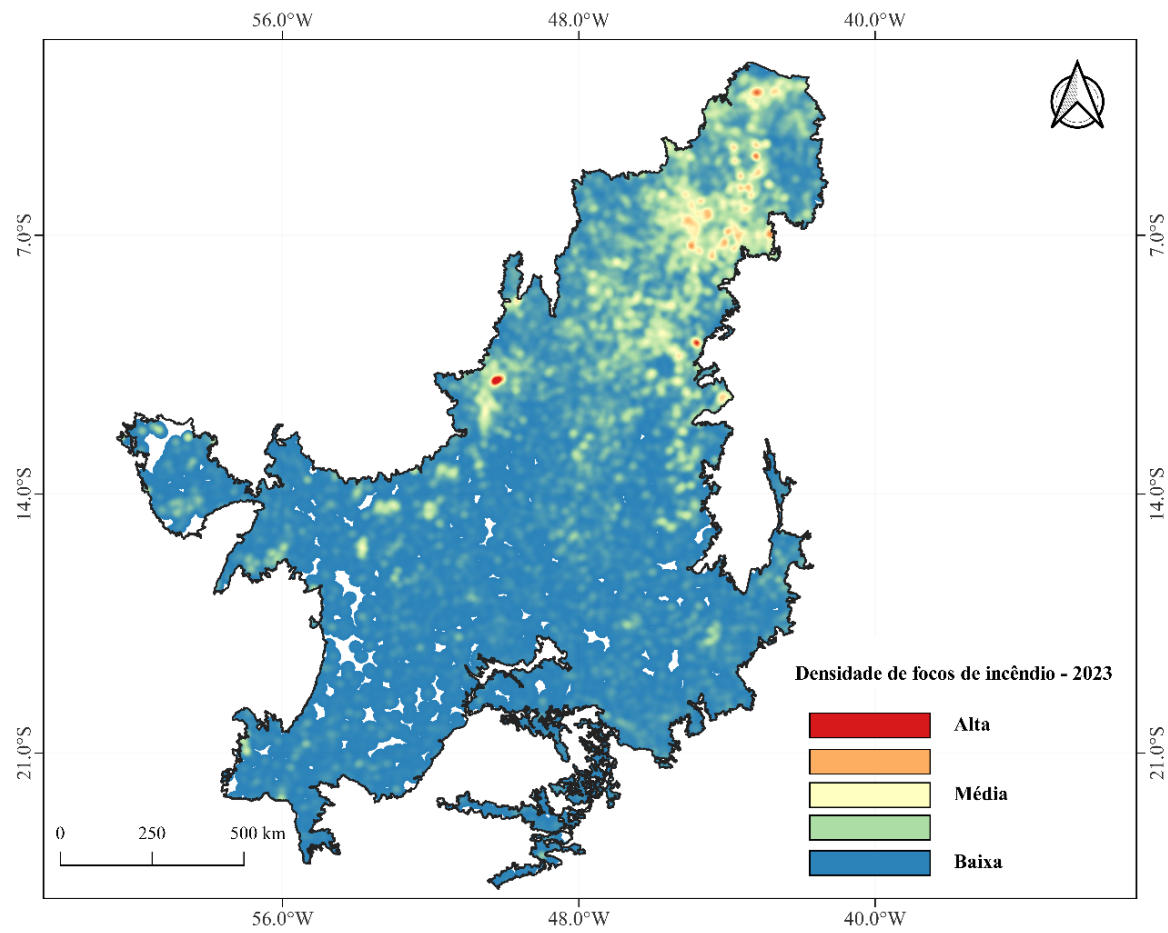


Fig. 10. Mapa de densidade kernel dos focos de incêndios no bioma Cerrado em 2023.

A Fig.11 apresenta o dendrograma obtido a partir da distância euclidiana, utilizando o método hierárquico de Ward. A definição dos grupos foi realizada por meio de uma linha de corte correspondente a aproximadamente metade da maior distância observada no dendrograma, equivalente a uma distância euclidiana inferior a 1. Esse critério resultou na formação de dois grupos principais: o Cluster 1, composto pelas classes de risco Alto e Risco de Fogo, e o Cluster 2, formado pelas classes de risco Moderada e Frequência de Fogo. As classes Muito Baixo e Baixo permaneceram isoladas no nível de corte adotado, evidenciando padrões distintos de risco.

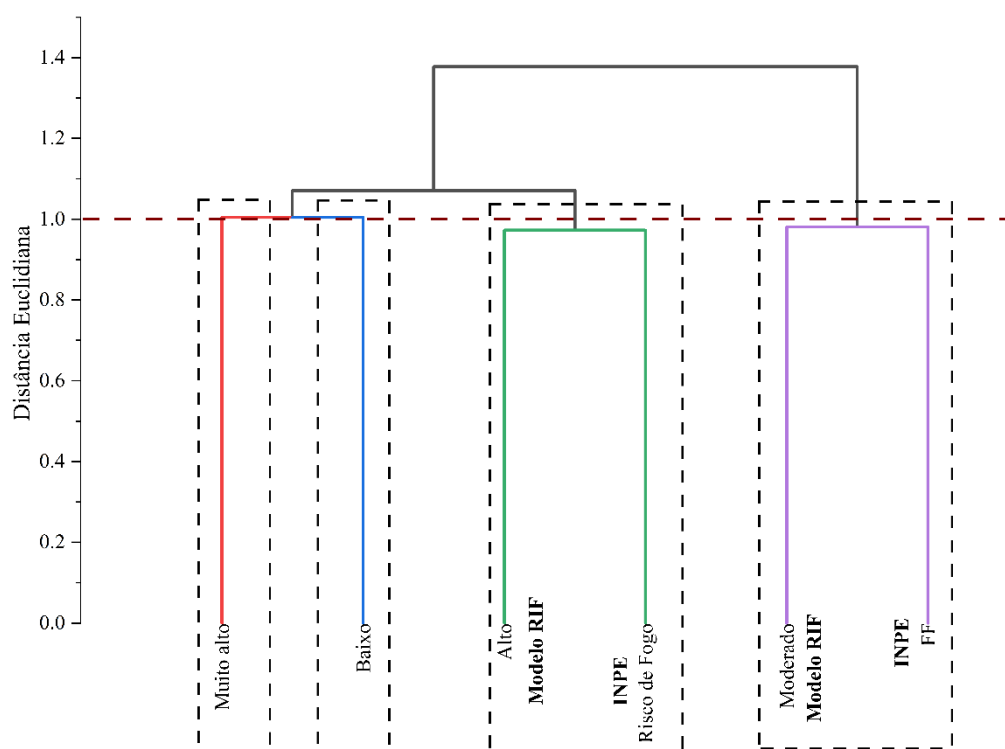


Fig. 11. Dendrograma de Agrupamento Hierárquico de categorias RIF em função dos focos de incêndio. Legenda: FF = Frequência de Fogo.

4. DISCUSSÃO

Os resultados deste estudo demonstram a eficiência da modelagem *fuzzy* em ambiente SIG para identificar áreas suscetíveis ao Risco de Incêndios Florestais (RIF) no bioma Cerrado. A predominância das classes de risco médio (68,35%) e alto (28,43%) indica que grande parte do bioma apresenta condições ambientais e antrópicas favoráveis à ocorrência do fogo. Essa configuração espacial das classes de risco alto e muito alto nas regiões central e nordeste, especialmente na fronteira agrícola do MATOPIBA (Polizel et al., 2021). Além disso, essas classes de RIF estendem-se por Goiás, leste do Mato Grosso e norte de Minas Gerais.

A razão para isso pode ser explicada pela interação entre mudanças de uso da terra, fragmentação da paisagem e incremento de atividades antrópicas nessas regiões (Brabosa et al., 2023), que ampliam a disponibilidade de material combustível e a ocorrência de fontes de ignição. Em regiões de expansão agropecuária, a substituição da vegetação nativa por sistemas produtivos favorece o acúmulo de biomassa seca e a adoção recorrente do fogo como ferramenta de manejo, criando condições propícias à ocorrência e propagação de incêndios. Corroborando com esses achados, Silva et al.

(2021) identificaram a ocorrência de atividades crescentes de incêndios na região do MATOPIBA, quando analisando o comportamento do fogo nas ecorregiões do Cerrado no período de 2001 a 2019 utilizando os dados de MODIS de área queimada mensal global 500 m.

Em relação às classes de uso e cobertura da terra, a maior suscetibilidade ao fogo nas áreas de formação savânica está diretamente associada à fitofisionomia da vegetação do Cerrado (Klink et al., 2020). Essa classe apresenta elevada biomassa fina, composta predominantemente por gramíneas e material herbáceo seco, com baixa retenção de umidade e elevada inflamabilidade (Gomes et al., 2020). Durante a estação seca, a rápida dessecação desse material gera um material combustível altamente inflamável, favorecendo a rápida ignição e propagação do fogo. Além disso, o Cerrado possui longa história evolutiva associada ao fogo recorrente, o que favoreceu adaptações ecológicas que mantêm elevada produção de combustível fino, reforçando a propensão natural à queima (Segura-Garcia et al., 2025).

Por outro lado, as áreas agropecuárias tiveram forte influência no aumento do RIF, pois combinam elevada produção de biomassa seca com ignições frequentes associadas ao manejo do fogo. O uso intencional do fogo para renovação de pastagens, limpeza e abertura de novas áreas aumenta a probabilidade de ignição do fogo para áreas naturais, sobretudo durante períodos secos (Overbeck et al., 2022). Esse padrão reforça a necessidade de utilização de práticas agrícolas sustentáveis como o manejo rotacionado de pastagens, a manutenção da cobertura vegetal do solo, a adoção de sistemas de integração lavoura-pecuária-floresta (ILPF) e a substituição do uso do fogo por métodos mecânicos de manejo da vegetação. A relevância do uso e cobertura da terra na dinâmica do RIF também tem sido evidenciada em diferentes regiões do mundo, como no Brasil (Silva et al., 2026), Peru (Anticona et al., 2023) e Nepal (Parajuli, Mazzor e Lukac, 2023).

Em contraste, as áreas úmidas (rio, mangue e floresta alagável), apresentaram menor relevância na modelagem do RIF, o que já era esperado pela condição de umidade e à baixa disponibilidade de material combustível nesses ambientes. Essas características reduzem a inflamabilidade da vegetação e dificultam a ignição e a propagação do fogo, atuando como áreas naturalmente menos suscetíveis a incêndios (Juvanhof et al., 2021; Argão et al., 2023).

Os fatores climáticos desempenharam um papel fundamental nos RIF, especialmente deficiência hídrica, precipitação e temperatura média do ar. O

mecanismo ocorre em cascata: a redução da precipitação intensifica a deficiência hídrica, reduzindo o teor de umidade da vegetação e do material combustível. Esse processo favorece o acúmulo de biomassa seca e aumenta a inflamabilidade da vegetação. As altas temperaturas potencializam esse efeito ao acelerar a evapotranspiração, reduzir a umidade do ar e intensificar a secagem do combustível fino (Chen et al., 2024; Toledo et al., 2024). Em ambientes savânicos, onde a biomassa herbácea responde rapidamente às variações climáticas, períodos prolongados de seca criam condições ideais para incêndios mais frequentes, intensos e extensos (Klink et al., 2020; Zanzarini, Andersen e Fidelis et al., 2022). O estresse hídrico favorece o acúmulo de material seco, aumentando a suscetibilidade ao fogo, especialmente em ecossistemas savânicos como o Cerrado (Arruda et al., 2024; Pereira et al., 2026). A variável temperatura reforçou esse padrão, pois valores elevados aumentam a inflamabilidade e a intensidade do fogo ao reduzir a umidade do ar e do combustível (Silva et al., 2026).

Os fatores topográficos, como a declividade, apresentaram menor influência no RIF em comparação às variáveis climáticas, de uso da terra e antrópicas. Esse comportamento está associado às características geomorfológicas predominantes do Cerrado, marcado por regiões suavemente onduladas e baixa variação altimétrica. Em relevos pouco acidentados, a declividade exerce influência limitada sobre a velocidade de propagação do fogo, diferentemente de regiões montanhosas, onde encostas íngremes favorecem a aceleração das chamas (Klink et al., 2020). Da mesma forma, a orientação de vertente apresentou efeito reduzido devido à distribuição relativamente homogênea da radiação solar no bioma. Em áreas savânicas abertas, a incidência solar ocorre de forma ampla, reduzindo contrastes microclimáticos entre vertentes e minimizando diferenças no teor de umidade do combustível (Santana et al., 2021).

As variáveis antrópicas, as rodovias e densidade populacional, desempenharam papel relevante na distribuição espacial dos incêndios. As rodovias funcionam como vetores de ignição por múltiplos mecanismos, incluindo descarte de bitucas de cigarro, queimadas criminosas, manutenção com fogo e ignições acidentais. Além disso, fragmentam a paisagem, podendo atuar tanto como aceiros quanto como corredores de propagação do fogo (Canciani et al., 2021). A densidade populacional está associada ao aumento das ignições humanas, tanto intencionais quanto acidentais. Atividades como queima de lixo aumentam a probabilidade de ignição, reforçando o papel humano como principal motor do regime contemporâneo de incêndios (Niyogi et al., 2025).

A densidade de kernel baseada nos focos de incêndios do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) do Brasil para ano de 2023 identificou maior concentração de focos na região do MATOPIBA (Fig. 10), conforme previsto pelo modelo *fuzzy* desenvolvido neste estudo (Fig. 9). Entretanto, o modelo desenvolvido neste estudo também classificou como áreas de risco porções localizadas no leste de Goiás, leste de Mato Grosso e oeste da Bahia. Embora essas regiões não tenham apresentado ocorrências observadas em 2023 (Fig. 10), o caráter preditivo do modelo permitiu identificar zonas vulneráveis ao fogo. Dessa forma, áreas classificadas como de alto risco, mesmo na ausência de registros recentes, devem ser consideradas para o planejamento territorial e a implementação de ações preventivas. Assim, os resultados evidenciam a existência de áreas críticas nessas regiões, que demandam atenção de órgãos gestores e formuladores de políticas públicas.

A análise de *cluster* (Fig. 11), forneceu evidências adicionais de consistência do modelo desenvolvido, ao demonstrar similaridade entre as classes de risco e métricas observadas de focos de incêndio do INPE. As classes Muito Alto e Baixo não se agruparam, refletindo diferenças nos padrões espaciais. Enquanto a classe Muito Alto está associada a condições ambientais e antrópicas favoráveis à ocorrência de incêndios, a classe Baixo representa áreas com menor suscetibilidade ao fogo. O cluster 1 indicou similaridade entre a classe RIF Alto e os dados de Risco de Fogo do INPE, enquanto o cluster 2 apresentou associação entre a classe Moderado e a Frequência de Fogo (FF) (Fig. 11). Essa associação entre as classes de risco estimadas e as métricas observadas de fogo indica que o modelo representa de forma consistente os padrões espaciais de ocorrência de incêndios no Cerrado, reforçando sua capacidade de identificar áreas mais suscetíveis a incêndios florestais.

De modo geral, os resultados evidenciam que a elevada frequência de incêndios no Cerrado está fortemente relacionada às dinâmicas mudanças de uso da terra e a intensificação das pressões antrópicas. Esse cenário possui implicações diretas para formulação de políticas públicas e estratégias de gestão do fogo, demandando abordagens que considerem simultaneamente práticas culturais, sistemas produtivos e fontes de ignição. Nesse sentido, ações voltadas à conscientização sobre o manejo do fogo e à mitigação de queimadas não intencionais tornam-se fundamentais, dada sua repercussão socioeconômica, ambiental e sanitária.

Os resultados deste estudo reforçam, portanto, a necessidade de integração entre políticas de uso da terra, monitoramento ambiental e estratégias de prevenção de

incêndios florestais no Cerrado, especialmente em áreas críticas da fronteira agrícola. A incorporação de ferramentas preditivas, como o modelo *fuzzy* proposto, associada a mecanismos regulatórios mais eficientes, pode contribuir para uma abordagem adaptativa frente à complexidade das dinâmicas do fogo no bioma. Assim, o modelo desenvolvido emerge como instrumento estratégico para suporte à tomada de decisão, permitindo antecipar padrões de difusão do fogo e subsidiar ações de mitigação de impactos ambientais e conservação da biodiversidade.

Apesar do desempenho satisfatório do modelo RIF e de sua coerência com padrões observados de ocorrência de incêndios, algumas limitações devem ser consideradas. A modelagem baseou-se em bases de dados secundárias e estáticas, que podem não capturar plenamente a variabilidade temporal dos fatores condicionantes do fogo, especialmente aqueles relacionados ao manejo local e às mudanças recentes no uso da terra. Além disso, a validação foi conduzida a partir de métricas espaciais derivadas de focos de calor do INPE, os quais representam ocorrências detectadas por sensores remotos e podem estar sujeitos a incertezas associadas à resolução espacial, cobertura de nuvens e detecção de incêndios de baixa intensidade. Do ponto de vista metodológico, a atribuição de pesos e funções de pertinência na abordagem *fuzzy*, embora fundamentada na literatura, envolve certo grau de subjetividade inerente ao processo de modelagem multicritério. Por fim, a escala regional adotada pode suavizar heterogeneidades locais relevantes para a dinâmica do fogo. Nesse sentido, estudos futuros podem incorporar séries temporais mais longas, dados de maior resolução espacial e abordagens híbridas de modelagem, visando aprimorar a capacidade preditiva e a transferência do modelo para diferentes contextos ambientais.

5. CONCLUSÃO

O modelo de risco de incêndios florestais baseado em lógica *fuzzy* mostrou-se eficaz na identificação das áreas mais suscetíveis à ocorrência de incêndios, indicando que 68,35% do bioma Cerrado apresenta risco médio e 28,43% risco alto. O regime de incêndios foi principalmente influenciado pelo uso e cobertura da terra, variáveis climáticas e pressões antrópicas, enquanto a declividade e a velocidade do vento tiveram menor efeito. O maior risco concentrou-se em áreas do Cerrado convertidas para uso agrícola, especialmente pastagens, em regiões com elevada intensidade de atividades antrópicas e do agronegócio, destacando a importância da integração entre tecnologias geoespaciais, sociedade e gestores públicos para o monitoramento,

1357 conservação da biodiversidade e mitigação de incêndios florestais.

1358

1359 REFERÊNCIAS

1360 Abatzoglou, J.T., Dobrowski, S.Z., Parks, S.A., Hegewisch, K.C., 2018. TerraClimate, a
1361 high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from
1362 1958–2015. Sci. Data. 5, 170191. <https://doi.org/10.1038/sdata.2017.191>

1363 Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., Gonçalves, J.L.M., 2013a. Modeling monthly
1364 mean air temperature for Brazil. Theor. Appl. Climatol. 113, 407–427.
1365 <https://doi.org/10.1007/s00704-012-0796-6>

1366 Alvares, C.A., Stape, J.L., Sentelhas, P.C., Gonçalves, J.L.M., Sparovek, G., 2013b.
1367 Köppen’s climate classification map for Brazil. Meteorol. Z. 22, 711–728.
1368 <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>

1369 Amorim, J.S., Viola, M.R., Junqueira, R., Mello, C.R., Bento, N.L., Avanzi, J.C., 2022.
1370 Quantifying the climate change-driven impacts on the hydrology of a data-scarce
1371 watershed located in the Brazilian Tropical Savanna. Hydrol. Process. 36, e14638.
1372 <https://doi.org/10.1002/hyp.14638>

1373 Anticona, A.V., Zúñiga, C.O., Santos, A.R., Lorenzon, A.S., Guerra Filho, P.A., 2023.
1374 GIS and *fuzzy* logic approach for forest fire risk modeling in the Cajamarca region,
1375 Peru. Decis. Sci. Lett. 12, 353–368. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2023.1.002>

1376 Aragão, M.A., Fiedler, N.C., Ramalho, A.H.C., Menezes, R.A.S., Silva, E.C.G.,
1377 Juvanhof, R.S., Biazatti, L.D., Silva, E.F., Pereira, R.S., Guanaes, G.M.S., Lucas,
1378 F.M.F., 2023. Risk of forest fires occurrence on a transition island Amazon–Cerrado:
1379 where to act? For. Ecol. Manage. 536, 120858.
1380 <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2023.120858>

1381 Arruda, V.L.S., Alencar, A.A.C., Carvalho Júnior, O.A., Ribeiro, F.F., Arruda, F.V.,
1382 Conciani, D.E., Silva, W.V., Shimbo, J.Z., 2024. Assessing four decades of fire
1383 behavior dynamics in the Cerrado biome (1985 to 2022). Fire Ecol. 20, 64.
1384 <https://doi.org/10.1186/s42408-024-00298-4>

1385 Barbosa, F.R.G.M., Duarte, V.N., Staduto, J.A.R., Kreter, A.C., 2023. Land-use dynamics
1386 for agricultural and livestock in Central-West Brazil and its reflects on the agricultural
1387 frontier expansion. *Clean. Circular Bioecon.* 4, 100033.
1388 <https://doi.org/10.1016/j.clcb.2022.100033>

1389 Brasil, A.E., Alvarenga, S.M., 1989. Relevô, in: Duarte, A.C. (Ed.), *Geografia do Brasil:*
1390 *Região Centro-Oeste*. IBGE, Rio de Janeiro, pp. 53–72.

1391 Bui, D.T., Bui, Q.T., Nguyen, Q.-P., Pradhan, B., Nampak, H., Trinh, P.T., 2017. A hybrid
1392 artificial intelligence approach using GIS-based neural-fuzzy inference system and
1393 particle swarm optimization for forest fire susceptibility modeling at a tropical area.
1394 *Agric. For. Meteorol.* 233, 32–44. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2016.11.002>

1395 Canciani, D.E., Santos, L.P., Silva, T.S.F., Durigan, G., Alvarado, S.T., 2021. Human-
1396 climate interactions shape fire regimes in the Cerrado of São Paulo state, Brazil. *J. Nat.*
1397 *Conserv.* 61, 126006. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2021.126006>

1398 Chen, F., Jia, H., Du, E., Chen, Y., Wang, L., 2024. Modeling of the cascading impacts of
1399 drought and forest fire based on a Bayesian network. *Int. J. Disaster Risk Reduct.* 111,
1400 104716. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.104716>

1401 Colman, C.B., Guerra, A., Almagro, A., Oliveira Roque, F., Rosa, I.M.D., Fernandes,
1402 G.W., Oliveira, P.T.S., 2024. Modeling the Brazilian Cerrado land use change
1403 highlights the need to account for private property sizes for biodiversity conservation.
1404 *Sci. Rep.* 14, 4559. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55207-1>

1405 Eugenio, F.C., Santos, A.R. dos, Fiedler, N.C., et al., 2016. Applying GIS to develop a
1406 model for forest fire risk: a case study in Espírito Santo, Brazil. *J. Environ. Manage.*
1407 173, 65–71. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.02.021>

1408 Gomes, L., Miranda, H.S., Silvério, D.V., Bustamante, M.M.C., 2020. Effects and
1409 behaviour of experimental fires in grasslands, savannas, and forests of the Brazilian
1410 Cerrado. *For. Ecol. Manage.* 536, 120866.
1411 <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117804>

- 1412 Guo, L., Wu, Z., Li, S., Xie, G., 2024. The relative impacts of vegetation, topography and
1413 weather on landscape patterns of burn severity in subtropical forests of southern China.
1414 J. Environ. Manage. 351, 119733. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.119733>
- 1415 Habel, J.C., Rasche, L., Schneider, U.A., Engler, J.O., Schmid, E., Rödder, D., Meyer,
1416 S.T., Trapp, N., Sos del Diego, R., Eggermont, H., Lens, L., Stork, N.E., 2019. Final
1417 countdown for biodiversity hotspots. Conserv. Lett. 12, e12668.
1418 <https://doi.org/10.1111/conl.12668>
- 1419 IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2022. Censo Demográfico 2022.
1420 Available at: <https://censo2022.ibge.gov.br/apps/pgi/#/home/> (acesso em 20 maio de
1421 2025).
- 1422 Jenks, G.F., 1967. The data model concept in statistical mapping. Int. Yearb. Cartogr.
1423 7, 186–190.
- 1424 Joshi, K.P., Adhikari, G., Bhattarai, D., Adhikari, A., Lamichanne, S., 2024. Forest fire
1425 vulnerability in Nepal's Chure region: investigating the influencing factors using
1426 generalized linear model. Heliyon. 10, e28525.
1427 <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28525>
- 1428 Juvanhol, R.S., Fiedler, N.C., Santos, A.R.D., Silva, G.F.D., Omena, M.S., Eugenio,
1429 F.C., Pinheiro, C.J.G., Ferraz Filho, A.C., 2021. GIS and *fuzzy* logic applied to
1430 modelling forest fire risk. An. Acad. Bras. Ciênc. 93, e20190726.
1431 <https://doi.org/10.1590/0001-3765202120190726>
- 1432 Kaiser, H.F., 1958. The varimax criterion for analytic rotation in factor analysis.
1433 Psychometrika. 23, 187–200. <https://doi.org/10.1007/BF02289233>
- 1434 Klink, C.A., Sato, M.N., Cordeiro, G.G., Ramos, M.I.M., 2020. The role of vegetation on
1435 the dynamics of water and fire in the Cerrado ecosystems: implications for
1436 management and conservation. Plants. 9, 1803. <https://doi.org/10.3390/plants9121803>
- 1437 Lamat, R., Kumar, M., Kundu, A., Lal, D., 2021. Forest fire risk mapping using analytical
1438 hierarchy process (AHP) and earth observation datasets: a case study in the
1439 mountainous terrain of Northeast India. SN Appl. Sci. 3, 425.
1440 <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04391-0>

- 1441 Lin, C.Y., Shieh, P.Y., Wu, S.W., Wang, P.C., Chen, Y.Y., 2022. Environmental indicators
1442 combined with risk analysis to evaluate potential wildfire incidence on the Dadu
1443 Plateau in Taiwan. *Nat. Hazards*. 113, 287–313. [https://doi.org/10.1007/s11069-022-](https://doi.org/10.1007/s11069-022-05300-3)
1444 [05300-3](https://doi.org/10.1007/s11069-022-05300-3)
- 1445 MapBiomass – Projeto Anual de Uso e Cobertura da Terra, 2024. Mapeamento das áreas
1446 queimadas no Brasil entre 1985 a 2023. Coleção 3. Available at:
1447 <https://mapbiomasfogocol3v1.netlify.app/> (acesso 15 fevereiro de 2025).
- 1448 Marinho, A.A.R., Gois, G., Oliveira-Júnior, J.F., Correia Filho, W.L.F., Santiago, D.B.,
1449 Silva Junior, C.A., Teodoro, P.E., Souza, A., Capristo-Silva, G.F., Freitas, W.K.,
1450 Rogério, J.P., 2021. Temporal record and spatial distribution of fire foci in State of
1451 Minas Gerais, Brazil. *J. Environ. Manage.* 280, 111707.
1452 <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111707>
- 1453 Miranda, J.R., Juvanhol, R.S., Silva, R.G., 2023. Use of maximum entropy to improve
1454 validation and prediction of active fires in a Brazilian savanna region. *Ecol. Model.*
1455 475, 110219. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2022.110219>
- 1456 Monjarás-Vega, N.A., Briones-Herrera, C.I., Vega-Nieva, D.J., Calleros-Flores, E.,
1457 Corral-Rivas, J.J., López-Serrano, P.M., Pompa-García, M., Rodríguez-Trejo, D.A.,
1458 Carrillo-Parra, A., González-Cabán, A., Alvarado-Celestino, E., Jolly, W.M., 2020.
1459 Predicting forest fire kernel density at multiple scales with geographically weighted
1460 regression in Mexico. *Sci. Total Environ.* 718, 137313.
1461 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137313>
- 1462 Naderpour, M., Mojaddadi Rizeei, H., Khakzad, N., Pradhan, B., 2019. Forest fire
1463 induced Natech risk assessment: a survey of geospatial technologies. *Reliab. Eng.*
1464 *Syst. Saf.* 191, 106558. <https://doi.org/10.1016/j.res.2019.106558>
- 1465 Niyogi, V.S., Niyogi, R., Banerjee, S., et al., 2025. Environmental and anthropogenic
1466 influences on fire patterns in tropical dry deciduous forests. *Sci. Rep.* 15, 13272.
1467 <https://doi.org/10.1038/s41598-025-98051-7>
- 1468 Oliveira, P.T.S., Nearing, M.A., Moran, M.S., Goodrich, D.C., Wendland, E., Gupta,
1469 H.V., 2014. Trends in water balance components across the Brazilian Cerrado. *Water*
1470 *Resour. Res.* 50, 7100–7114. <https://doi.org/10.1002/2013WR015202>

- 1471 Oliveira-Júnior, J.F., Mendes, D., Correia Filho, W.L.F., Silva Junior, C.A., Gois, G.,
1472 Jardim, A.M.R.F., Silva, M.V., Lyra, G.B., Teodoro, P.E., Pimentel, L.C.G., Lima,
1473 M., Santiago, D.B., Rogério, J.P., Marinho, A.A.R., 2021. Fire foci in South
1474 America: impact and causes, fire hazard and future scenarios. J. S. Am. Earth Sci.
1475 112(2), 103623. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2021.103623>
- 1476 ONU - Organização das Nações Unidas, 2024. World Population Prospects 2024.
1477 Available at: <https://population.un.org/wpp/> (acesso em 15 fevereiro de 2025).
- 1478 Overbeck, G.E., Vélez-Martin, E., Menezes, L.S., Anand, M., Baeza, S., Carlucci,
1479 M.B., Dechoum, M.S., Durigan, G., Fidelis, A., Guido, A., Moro, M.F., Munhoz,
1480 C.B.R., Reginato, M., Rodrigues, R.S., Rosenfield, M.F., Sampaio, A.B., Silva,
1481 F.H.B., Silveira, F.A.O., Sosinski Jr., Ê.E., Staude, I.R., Müller, S.C., 2022. Placing
1482 Brazil's grasslands and savannas on the map of science and conservation. Perspect.
1483 Plant Ecol. Evol. Syst. 56, 125687. <https://doi.org/10.1016/j.ppees.2022.125687>
- 1484 Parajuli, A., Manzoor, S.A., Lukac, M., 2023. Areas of the Terai Arc landscape in Nepal
1485 at risk of forest fire identified by *fuzzy* analytic hierarchy process. Environ. Dev. 45,
1486 100810. <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2023.100810>
- 1487 Pereira, C. C., Siqueira, W.K., Maia, L.R., Sperandeli, V.F., Garcia, L. A.; Fernandes, S.;
1488 Fernandes, G. F. C.; Castro, G. C.; Rodrigues, D. J., Salm, R., Fearnside, P. M., 2026.
1489 The Cerrado crisis review: Highlighting threats and providing future pathways to save
1490 Brazil's biodiversity hotspot. Nature Conservation, 61, 29–70.
1491 <https://doi.org/10.3897/natureconservation.61.168273>
- 1492 Polizel, S.P., Vieira, R.M. da S.P., Pompeu, J., Ferreira, Y. da C., Sousa-Neto, E.R.,
1493 Barbosa, A.A., Ometto, J.P.H.B., 2021. Analysing the dynamics of land use in the
1494 context of current conservation policies and land tenure in the Cerrado – MATOPIBA
1495 region (Brazil). Land Use Policy. 109, 105713.
1496 <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105713>
- 1497 Ramalho, A.H.C., Fiedler, N.C., Santos, A.R. dos, Juvanhof, R.S., Pelúzio, T.M.D.O.,
1498 Dias, H.M., Pereira, R.S., Maffioletti, F.D., Silva, E.F. da, Biazatti, L.D., Aragão,
1499 M.D.A., Lucas, F.M.F., Araújo, E.F., 2024. Forest firefighting technology: strategic

1500 water reservoir placement for terrestrial and aerial vehicles. Int. J. Disaster Risk
 1501 Reduct. 108, 104496. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104496>

1502 Şahiner, A., Ermiş, T., Karakoyun, M.H., Awan, M.W., 2023. Determining the most
 1503 effective way of intervention in forest fires with *fuzzy* logic modeling: the case of
 1504 Antalya/Türkiye. Nat. Hazards. 116, 2269–2282. [https://doi.org/10.1007/s11069-022-](https://doi.org/10.1007/s11069-022-05763-4)
 1505 [05763-4](https://doi.org/10.1007/s11069-022-05763-4)

1506 Sakellariou, S., Parisien, M.A., Flannigan, M., Wang, X., de Groot, B., Tampekis, S.,
 1507 Samara, F., Sfougaris, A., Christopoulou, O., 2020. Spatial planning of fire-agency
 1508 stations as a function of wildfire likelihood in Thasos, Greece. Sci. Total Environ. 729,
 1509 139004. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139004>

1510 Santana, R.O., Delgado, R.C., Schiavetti, A., 2021. Modeling susceptibility to forest fires
 1511 in the Central Corridor of the Atlantic Forest using the frequency ratio method. J.
 1512 Environ. Manage. 296, 113343. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113343>

1513 Santos, A.R., Parteline, E.M., Fiedler, N.C., Ribeiro, C.A.A.S., Lorenzon, A.S.,
 1514 Domingues, G.F., Marcatti, G.E., Castro, N.L.M., Branco, T.R., Santos, G.M.A.D.A.,
 1515 Juvanhil, R.S., 2017. *Fuzzy* logic applied to prospecting for areas for installation of
 1516 wood panel industries. J. Environ. Manage. 193, 345–359.
 1517 <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.02.049>

1518 Schober, P., Boer, C., Schwarte, L.A., 2018. Correlation coefficients: appropriate use and
 1519 interpretation. Anesth. Analg. 126, 1763–1768.
 1520 <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>

1521 Segura-Garcia, C., Alencar, A., Arruda, V.L.S., Bauman, D., Silva, W., Conciani, D.E.,
 1522 Oliveras Menor, I., 2025. The fire regimes of the Cerrado and their changes through
 1523 time. Phil. Trans. R. Soc. B. 380, 20230460. <https://doi.org/10.1098/rstb.2023.0460>

1524 Silva, B.L., Ramalho, A.H.C., Fiedler, N.C., Melo, L.O., Maffioletti, F.D., Kuhn, L.S.,
 1525 Maria, D.M.B., Silva, E.F., Mardeni, V.D.N., Colares, D.K.A., Fonseca, F.H.S.,
 1526 Santos, H.S.F., Pinto, W.L., Santos Júnior, J.M.F., Colares, J.G.F.F., 2026. *Fuzzy*
 1527 modeling in a GIS environment for identifying the seasonality of forest fire risk in a
 1528 protected area in the Brazilian Amazon. Remote Sens. Appl. Soc. Environ. 41, 101846.
 1529 <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101846>

- 1530 Silva, J.F., Fariñas, M.R., Felfili, J.M., Klink, C.A., 2006. Spatial heterogeneity, land use
1531 and conservation in the Cerrado region of Brazil. *J. Biogeogr.* 33, 536–548.
1532 <https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2005.01422.x>
- 1533 Silva, J.M.C., Bates, J.M., 2002. Biogeographic patterns and conservation in the South
1534 American Cerrado: a tropical savanna hotspot. *BioScience.* 52, 225.
1535 [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2002\)052\[0225:BPACIT\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2002)052[0225:BPACIT]2.0.CO;2)
- 1536 Silva, P.S., Nogueira, J., Rodrigues, J.A., Santos, F.L.M., Pereira, J.M.C., Dacamara,
1537 C.C., Daldegan, G.A., Pereira, A.A., Peres, L.F., Schmidt, I.B., Libonati, R., 2021.
1538 Putting fire on the map of Brazilian savanna ecoregions. *J. Environ. Manage.* 296,
1539 113098. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113098>
- 1540 Slavskiy, V., Litovchenko, D., Matveev, S., Sheshnitsan, S., Larionov, M.V., 2023.
1541 Assessment of biological and environmental factors influence on fire hazard in pine
1542 forests: a case study in Central Forest-Steppe of the East European Plain. *Land.* 12,
1543 103. <https://doi.org/10.3390/land12010103>
- 1544 Toledo, N., Moulatlet, G., Gaona, G., Valencia, B., Hirata, R., Conicelli, B., 2024.
1545 Dynamics of meteorological and hydrological drought: the impact of groundwater and
1546 El Niño events on forest fires in the Amazon. *Sci. Total Environ.* 954, 176612.
1547 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.176612>
- 1548 Uçar, Z., Güney, C.O., Akay, A.E., Bilici, E., Erkan, N., 2025. Mapping the probability
1549 of forest fire in the Mediterranean region of Türkiye using the GIS-based *fuzzy-AHP*
1550 method. *Hum. Ecol. Risk Assess.* 31, 234–259.
1551 <https://doi.org/10.1080/10807039.2025.2451146>
- 1552 Ward, J.H., 1963. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *J. Am. Stat.*
1553 *Assoc.* 58, 236–244. <https://doi.org/10.1080/01621459.1963.10500845>
- 1554 Wasserman, T.N., Mueller, S.E., 2023. Climate influences on future fire severity: a
1555 synthesis of climate–fire interactions and impacts on fire regimes, high-severity fire,
1556 and forests in the western United States. *Fire Ecol.* 19, 43.
1557 <https://doi.org/10.1186/s42408-023-00200-8>
- 1558 Wilks, D.S., 2011. *Statistical methods in the atmospheric sciences*, 3rd ed. Elsevier,
1559 Amsterdam. (International Geophysics Series, 100), 676 p.

1560 Zanzarini, V., Andersen, A.N., Fidelis, A., 2022. Flammability in tropical savannas:
1561 variation among growth forms and seasons in Cerrado. *Biotropica*. 54, e13121.
1562 <https://doi.org/10.1111/btp.13121>
1563