



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS DE CHAPADINHA
CURSO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA

ANDREZA MACIEL DE SOUSA

LÓGICA *FUZZY* APLICADA À ANÁLISE DE RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM, NOS BIOMAS
AMAZÔNICO E CERRADO

CHAPADINHA – MA

2023

ANDREZA MACIEL DE SOUSA

**LÓGICA *FUZZY* APLICADA À ANÁLISE DE RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM, NOS BIOMAS
AMAZÔNICO E CERRADO**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado
à Universidade Federal do Maranhão como um
dos pré-requisitos para a obtenção do grau de
Bacharel em Engenharia Agrícola.

Orientador: Dr. Plinio Antonio Guerra Filho.

CHAPADINHA – MA

2023

Andreza Maciel de Sousa

**LÓGICA *FUZZY* APLICADA À ANÁLISE DE RISCO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS
NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM, NOS BIOMAS AMAZÔNICO E
CERRADO**

Monografia submetida ao corpo docente da Universidade Federal do Maranhão /
Centro de Ciências de Chapadinha, como parte dos requisitos necessários à obtenção do
grau de Bacharel em Engenharia Agrícola.

Data de aprovação 20/12/2023

Nota: _____

Aprovado por:

Prof. Dr. Plinio Antonio Guerra Filho (Orientador)

Prof. Dr. Marcus Willame Lopes Carvalho (Examinador)

Ma. Rita de Cássia Freire Carvalho (Examinadora)

CHAPADINHA - MA
2023

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

Maciel de Sousa, Andreza.

LÓGICA FUZZY APLICADA À ANÁLISE DE RISCO DE INCÊNDIOS
FLORESTAIS NA BACIA HIDROGRÁFICA DO RIO MUNIM, NOS BIOMAS
AMAZÔNICO E CERRADO / Andreza Maciel de Sousa. - 2023.
48 f.

Orientador(a): Dr. Plinio Antonio Guerra Filho.
Curso de Engenharia Agrícola, Universidade Federal do
Maranhão, Chapadinha-MA, 2023.

1. Fogo. 2. Geotecnologias. 3. Modelagem Espacial.
4. Recursos Naturais. I. Antonio Guerra Filho, Dr.
Plinio. II. Título.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus pelo dom da vida e por me dar forças para superar todos os obstáculos encontrados no caminho e por nunca deixar de acreditar em mim.

Aos meus familiares por ter sido meu alicerce durante toda essa jornada. Em especial, à minha mãe, minha maior inspiração de vida, pelo seu incentivo e amor incondicional.

Ao meu orientador, Professor Dr. Plinio Antonio Guerra Filho, pela orientação, amizade, paciência, conselhos e apoio ao longo desta jornada acadêmica. E especialmente por ter sido um dos primeiros professores a acreditar no meu potencial e confiar no meu trabalho, levarei isso para toda a vida.

Ao Professor Dr. Nítalo André Machado, que ao longo da minha jornada não poupou esforços para abertura oportunidades valiosas em minha trajetória acadêmica e profissional. Seu apoio foi mais do que essencial, e serei eternamente grata por toda a amizade, ajuda, conselhos e suporte. Obrigada por acreditar no meu potencial como poucos e por desejar sempre ver-me alcançar objetivos mais altos.

Ao Professor Dr. Aldair Medeiros, expresso minha gratidão pelos conselhos e ensinamentos transmitidos ao longo deste final de curso, bem como por acreditar e confiar em minha capacidade de ir além.

Ao Professor Dr. Khalil de Menezes, agradeço pelos inúmeros conselhos em momentos difíceis. Sua contribuição foi fundamental para o meu crescimento pessoal e acadêmico. Além disso, por me fazer aprender que as falhas fazem parte do processo.

Ao professor Dr. Marcus Willame pelos conhecimentos e contribuição para o meu desenvolvimento acadêmico e profissional, principalmente na área de geoprocessamento.

Aos amigos que construí durante essa trajetória, Wanderley Rocha, Daniel Lobo, Letícia Maria, Islana Ponte, Bruna Brito e Gerson de Oliveira, pelo apoio e risadas nos momentos de descontração.

A minha amiga, irmã e dupla que a UFMA me presenteou, Elaine Teles um dos seres mais iluminados e empáticos que conheci em toda a minha vida. Obrigada por todo apoio e conselhos.

Aos grupos NEPF/GETAD, em nome do Professor Dr. Edmilson Igor e Washington Sousa, expresso meu reconhecimento pelo ensinamento adquirido no campo, me proporcionando maior experiência.

A banca examinadora Prof. Dr Marcus Willame e Ma. Rita de Cássia, pelas valiosas contribuições e arguições em meu trabalho, com toda certeza todas as sugestões repassadas foram muito importantes para o meu desenvolvimento acadêmico.

RESUMO

O processo de mapeamento dos riscos de incêndios é um componente importante na elaboração do plano de proteção dos recursos naturais, visto que permite a representação gráfica da disposição geográfica dos riscos de incêndio. Neste sentido, a lógica *fuzzy*, lida com a incerteza e a imprecisão convertendo os valores qualitativos em numéricos dentro do intervalo de 0 a 1. Desse modo, objetivou-se determinar as áreas de riscos de incêndios florestais, por meio da lógica *fuzzy*, tendo como estudo a bacia hidrográfica do rio Munim, nos biomas Amazônico e Cerrado maranhense. A metodologia integra o uso das geotecnologias para modelar a interação das variáveis de vegetação, topografia, clima e atividades socioeconômicas, para mapear áreas susceptíveis a incêndios florestais em um ambiente SIG. Foram realizadas as etapas metodológicas: i) Aquisição, edição e rasterização do banco de dados; ii) aplicação de funções de pertinência nas variáveis; iii) sobreposição *fuzzy* e iv) reclassificação espacial do risco de incêndios florestais. Para a elaboração do modelo *fuzzy*, considerou-se quatro fatores como variáveis de entrada: fatores biológicos (uso e ocupação da terra), topográfico (declividade), socioeconômicos (proximidade de rodovias) e meteorológicos (precipitação, temperatura do ar e deficiência hídrica). A maior parte da área da bacia hidrográfica do rio Munim (15.918 km²) foi classificada como muito baixo 70, 36% e baixo 25% para risco de incêndios florestais. O modelo proposto ajuda os órgãos responsáveis pelo combate a incêndios florestais a desenvolver planos de gestão para prevenir ou minimizar impactos, priorizando a proteção de seres vivos e do ecossistema.

Palavras-chave: Geotecnologias, Modelagem Espacial, Fogo, Recursos Naturais.

ABSTRACT

The process of mapping fire risks is an important component in the development of the natural resource's protection plan, as it allows for the graphical representation of the geographic distribution of fire risks. In this sense, fuzzy logic deals with uncertainty and imprecision by converting qualitative values into numerical values within the range of 0 to 1. Thus, the aim was to determine areas at risk of forest fires through fuzzy logic, focusing on the hydrographic basin of the Munim River in the Amazonian and Cerrado biomes of Maranhão. The methodology integrates the use of geotechnologies to model the interaction of vegetation, topography, climate, and socioeconomic activities to map areas susceptible to forest fires in a GIS environment. The methodological steps included: i) Acquisition, editing, and rasterization of the database; ii) application of membership functions to the variables; iii) fuzzy overlay, and iv) spatial reclassification of forest fire risk. For the development of the fuzzy model, four factors were considered as input variables: biological factors (land use and occupation), topographic (slope), socioeconomic (proximity to highways), and meteorological (precipitation, air temperature, and water deficiency). The majority of the Munim River hydrographic basin area (15,918 km²) was classified as very low risk 70.36% and low risk 25% for forest fires. The proposed model assists the organizations responsible for combating forest fires in developing management plans to prevent or minimize impacts, prioritizing the protection of living beings and the ecosystem.

Keywords: Geotechnologies, Spatial Modeling, Fire, Natural Resources.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Bacia hidrográfica do rio Munim, Maranhão, Brasil	21
Figura 2. Fluxograma dos processos metodológicos	26
Figura 3. Variáveis rasterizadas da bacia do rio Munim, Maranhão. (a) V1 – Uso e Ocupação da terra, (b) V2 – Declividade, (c) V3 – Proximidade de rodovias, (d) V4 – Precipitação, (e) V5 – Temperatura, (f) V6 – Velocidade do Vento e (g) V7 – Deficiência hídrica	27
Figura 4. Funções de pertinências V1 – <i>Fuzzy</i> gaussiano, V2 - <i>Fuzzy</i> large, V3 - <i>Fuzzy</i> small, V4 - <i>Fuzzy</i> linear decrescente, V5 - <i>Fuzzy</i> linear crescente, V6 - <i>Fuzzy</i> linear crescente e V7 - <i>Fuzzy</i> linear crescente	29
Figura 5. Variáveis fuzzificadas. (a) V1 – Uso e cobertura da terra, (b) V2 – Declividade, (c) V3 – Proximidade de rodovias, (d) V4 – Precipitação, (e) V5 – Temperatura, (f) V6 – Velocidade do Vento e (g) V7 - Deficiência hídrica	30
Figura 6. Risco de incêndios florestais na bacia hidrográfica do rio Munim e cicatrizes de fogo, bem como distribuição espacial das classes do conjunto <i>fuzzy</i>	34
Figura 7. Valores em porcentagem de <i>fuzzy</i> para o risco de incêndio florestal na área de estudo.....	35

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Classes de uso e ocupação do solo reclassificadas em função do potencial de risco de incêndios florestais	28
Tabela 2. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais de uso e ocupação da terra na bacia do rio Munim	30
Tabela 3. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e declividade da bacia do rio Munim	31
Tabela 4. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e proximidades de rodovias bacia do rio Munim	31
Tabela 5. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e precipitação bacia do rio Munim	32
Tabela 6. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e temperatura bacia do rio Munim	32
Tabela 7. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e velocidade do vento do rio Munim	33
Tabela 8. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e déficit hídrico do rio Munim	33
Tabela 9. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e as cicatrizes de fogo na bacia hidrográfica do rio Munim	35

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1. <i>Fuzzy Gama</i>	25
---	----

LISTA DE SIGLAS

CODEVASF	Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco
GEE	Gases de Efeito Estufa
IBAMA	Instituto do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IMESC	Instituto Maranhense de Estudos Socioeconômicos Cartográficos
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MDE	Modelo Digital de Elevação
SIG	Sistema de Informação Geográfica
USGS	United States Geological Survey

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	13
2. OBJETIVO	15
2.1 Objetivo Geral.....	15
2.2 Objetivos específicos.....	15
3. REVISÃO DE LITERATURA.....	16
3.1 Bacia Hidrográfica do rio Munim	16
3.2 Incêndios Florestais.....	16
3.3 Fatores que influenciam os incêndios florestais	18
3.4 Papel do Sistema de Informação Geográfica (SIG) nos riscos de incêndios.....	18
3.5 Geotecnologias aplicadas ao monitoramento de incêndios florestais	19
3.6 Aplicação da lógica <i>fuzzy</i> em incêndios florestais	19
4. MATERIAL E MÉTODOS.....	20
4.1 Área de estudo.....	20
4.2 Desenvolvimento metodológico.....	21
4.2.1 Aquisição	21
4.2.2 Edição do banco de dados.....	22
4.2.3 Rasterização do banco de dados	23
4.3 Aplicação das funções de pertinência <i>fuzzy</i> e fuzzificação das imagens.....	23
4.3.1 Fator biológico	23
4.3.2 Fator topográfico.....	24
4.3.3 Fator socioeconômico	24
4.3.4 Fatores meteorológicos	24
4.4 Sobreposição <i>fuzzy</i>	25
4.5 Reclassificação espacial do risco de incêndios florestais.....	27
5. RESULTADOS	27
6. DISCUSSÃO	35
7. CONCLUSÕES.....	38
REFERÊNCIAS.....	40

1. INTRODUÇÃO

As florestas são um importante recurso natural com papel na manutenção do equilíbrio ambiental, dentre os benefícios se destacam a ciclagem de nutrientes, a preservação da diversidade biológica, o armazenamento e a captura de dióxido de carbono, bem como a conservação da água e do solo (Ferreira et al., 2015). Ao longo dos anos, os ecossistemas naturais passaram por diversas interações com a espécie humana, resultando em alterações significativas que moldaram a distribuição atual das formações vegetais (Torres et al., 2017; Guimarães et al., 2019). Os autores Ferreira et al. (2015) e Guimarães et al. (2019) afirmam que o crescimento da produção agropecuária, o êxodo rural e as áreas degradadas intensificam a uniformidade da paisagem. Isso, por sua vez, aumenta a susceptibilidade à ocorrência de incêndios florestais.

Os incêndios florestais acarretam uma série de problemas em diferentes escalas. No âmbito local, resultam na degradação da vegetação, impactos sobre a biodiversidade e prejuízos financeiros. Em escala regional, a fumaça gerada pelos incêndios prejudica a saúde humana e afeta os meios de transporte, entre outros desafios. Já em nível global, esses incêndios contribuem para o aumento das emissões de gases de efeito estufa (GEE) na atmosfera, podendo acarretar consequências significativas no meio ambiente (Herawati e Santoso, 2011; Wu et al., 2014, Argañaraz et al., 2015; Wu et al., 2015).

Os estudos que modelam o risco de incêndios florestais são fundamentais para o planejamento da proteção dos recursos naturais. Eles possibilitam identificar as áreas mais susceptíveis ao fogo, assegurando que recursos e equipamentos adequados estejam disponíveis para prevenir e controlar os incêndios, considerando as características de cada região. Assim, contribuem para preservar ecossistemas, biodiversidade, garantir a segurança das comunidades, além reduzir as emissões de GEE (Mota et al., 2019; Juvanhol et al., 2021).

Neste sentido, o Sistema de Informações Geográficas (SIG) possibilita coletar, sobrepor, manipular e visualizar um extenso banco de dados, que podem ser obtidos a partir da análise da possibilidade de ocorrência de incêndios florestais, da avaliação de seu potencial de propagação e dos impactos associados (Torres et al., 2017). Essa ferramenta se revela fundamental para coordenar todas as partes envolvidas que precisam adotar medidas necessárias de prevenção e defesa contra os efeitos relacionados a incêndios (Juvanhol et al., 2021; Torres et al., 2016).

Contudo, em áreas desprovidas de registros de incêndios mantidos por órgãos de combate a incêndios, como por exemplo, Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis (IBAMA) e Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), a incorporação de fatores considerados influentes em incêndios florestais na modelagem e previsão de riscos é realizada por meio da aplicação de índices subjetivos. Tais métodos podem resultar em dados insuficientes e falta de padronização, apresentando dificuldades para estabelecer soluções eficazes (Eugenio et al., 2016; Torres et al., 2017).

Existem dois modelos de incertezas amplamente utilizados: a teoria da probabilidade e a teoria dos conjuntos *fuzzy*. A lógica *fuzzy* tem como objetivo aproximar o processo de tomada de decisão computacional ao pensamento humano, capacitando as máquinas a lidar melhor com problemas complexos. Uma das principais vantagens da lógica *fuzzy*, em comparação com outras abordagens que tratam de dados imprecisos, como as redes neurais, é a facilidade de examinar e entender suas bases de conhecimento, que são representadas na forma de regras (Juvanhol et al., 2021; Lira et al., 2022; Rosendo, 2019).

O modelo *fuzzy* tem a capacidade de prever potenciais ameaças de incêndio com base nas condições biofísicas e socioeconômicas. Por exemplo, em estudo de modelagem de risco de incêndio florestal realizado por Anticono et al. (2023) em região de Cajamarca, Peru, a lógica *fuzzy* mostrou-se eficiente, sendo identificado que 71,68% da área de estudo apresentava risco de incêndio florestal muito baixo a médio, enquanto 28,32% apresentava alto a muito alto na influência de diferentes variáveis sobre o risco de incêndio. Portanto, esses resultados demonstram que a técnica pode ser utilizada para avaliar possíveis alterações no risco de ocorrência de incêndios em resposta a diferentes tipos de tratamento propostos e modificações na paisagem.

Nesse sentido, objetivou-se identificar as regiões de susceptibilidade a incêndios florestais na bacia hidrográfica do rio Munim, nos biomas Amazônico e Cerrado, utilizando o modelo *fuzzy* de tomada de decisão em um ambiente SIG.

2. OBJETIVO

2.1 Objetivo Geral

Determinar as áreas de riscos de incêndios florestais, por meio da lógica *fuzzy*, na bacia hidrográfica do rio Munim, nos biomas Amazônico e Cerrado maranhense.

2.2 Objetivos específicos

- Gerar mapas de uso e ocupação da terra, declividade, proximidades de rodovias, precipitação, velocidade do vento, deficiência hídrica e temperatura.
- Modelar fatores biológicos, meteorológicos, topográficos e socioeconômicos que influenciam nos riscos de incêndios florestais.
- Gerar informações cartográficas relevante que possam auxiliar gestores na tomada de decisão relacionadas a incêndios florestais.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Bacia Hidrográfica do rio Munim

A bacia do rio Munim, localizada no extremo leste do Maranhão, abrange uma área total de 15.918,04 km². O rio percorre por 320 km desde suas nascentes no município de Caxias até a baía de São José, sendo alimentado por vários afluentes, incluindo os rios Iguará e Paulica, além de diversos riachos (MARANHÃO, 2016).

Segundo Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco/Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (CODEVASF/IBGE, 2020), a bacia do rio Munim é formada por 30 municípios, abrigando uma população estimada em 1.036.621 habitantes. Entre os municípios com maior população estão Chapadinha (81.386), Coelho Neto (49.804), Brejo (34.120), Urbano Santos (32.812) e Buriti (28.678).

A maior parte do território da bacia hidrográfica do rio Munim é caracterizada por um relevo plano. Isso resulta em um escoamento superficial reduzido, uma menor dissecação do relevo e alta taxa de infiltração de água no solo (Mendes, 2022).

As formações vegetais predominantes na referida bacia, que inclui o bioma Cerrado e Amazônico são formações florestais, savânicas e campestres. No entanto, a vegetação nativa tem sido muito modificada, devido à grande expansão das atividades agrícolas nos últimos anos, impulsionada por produtores do centro-sul do Brasil. Esses produtores têm ocupado essas áreas para o cultivo de soja e milho, e também o surgimento de empresas no setor agrossilvipastoril (Mendes, 2022).

Segundo Silva et al. (2020) houve uma densidade elevadas e muito elevada de focos de incêndio na bacia do rio Munim, principalmente nas regiões Nordeste e Sul. Isso ocorre devido à presença de sedes municipais ao longo da BR 222 nessas regiões, e principalmente ao notável crescimento da monocultura de soja em áreas próximas à estrada pavimentada. Tais áreas são propensas a serem mais afetadas devido à valorização resultante da redução dos custos de transporte e produção.

3.2 Incêndios Florestais

Para elaborar uma definição de Incêndios Florestais (IF), é importante destacar a diferença entre "fogo", "queimada" e "incêndio florestal". Essa distinção é fundamental

para compreender as variáveis que afetam a ignição e propagação dos distintos tipos de incêndios florestais. Portanto, apresentam-se as seguintes definições:

- a) **Fogo:** Fenômeno resultante da interação entre uma fonte de oxigênio, uma fonte de calor (energia) e uma fonte de combustível em condições de combustão, resultando na emissão de luz, calor e, comumente, chama (Sant'anna et al., 2020; Ramalho, 2022).
- b) **Queimada:** É caracterizada pelo emprego do fogo de maneira controlada, autorizada e com propósitos determinados, funcionando como um elemento de produção ou manejo. Geralmente utilizada na abertura de novas áreas agrícolas, na redução do material combustível, no controle de pragas e doenças, bem como no manejo da vegetação (Santos et al., 2006).
- c) **Incêndios Florestais:** São eventos de fogo que ocorrem em áreas cobertas por vegetação, resultando de causas humanas ou naturais e que não podem ser controlados (Fiedler, 2020).

Esses incêndios são ocorrências frequentes globalmente e são reconhecidos como a principal causa de degradação de ecossistemas naturais, devido à sua capacidade destrutiva e à dificuldade associada ao seu controle (Ramalho et al., 2021a; Sari, 2021).

Neste sentido, o crescimento populacional, as alterações nos padrões de consumo e as mudanças climáticas têm sido apontados como os principais impulsionadores do aumento na frequência de incêndios florestais. Estes incêndios, por sua vez, intensificam a fragmentação das florestas, levam à perda de biodiversidade, aceleram as taxas de erosão e poluição do ar representando riscos significativos para a vida e o bem-estar humano (Guimarães et al., 2019).

Portanto, é fundamental ter uma base de dados robusta sobre incêndios florestais, que transforme informações em análises das causas, frequência e áreas propensas a esses eventos, com o objetivo de minimizar os danos potenciais (Canzian et al., 2020).

Uma das estratégias mais eficazes na prevenção de incêndios é o conhecimento aprofundado sobre os riscos associados. Este entendimento abrangente é crucial para permitir um planejamento e estratégia de recursos que possam combater esses incêndios. É necessário realizar uma análise das condições locais, levando em consideração fatores meteorológicos, sociais e biológicos, visando desenvolver métodos que possam reduzir os riscos e proteger o meio ambiente e as comunidades vulneráveis (Borges et al., 2011).

3.3 Fatores que influenciam os incêndios florestais

Segundo Ramalho et al. (2021a) e Sari et al. (2021), para a compreensão do risco de incêndios florestais é necessário considerar tanto o perigo quanto a vulnerabilidade de sua ocorrência. Além disso, é reconhecido que o início, a disseminação e a intensidade do fogo são influenciadas por fatores como a vegetação, a topografia, as condições climáticas e as atividades humanas. O conjunto de dados formada por variáveis empregadas na avaliação de riscos associados a ocorrência de incêndios florestais, fundamentadas em pesquisas realizadas por outros autores (Torres et al., 2017; Juvanhol et al., 2021).

Os incêndios são influenciados por uma variedade de fatores interligados, incluindo o tipo de vegetação, o clima. O clima é um componente crucial em uma escala regional, pois determina a umidade e a quantidade de biomassa disponível para queima, influenciando assim as características predominantes dos incêndios e a vegetação existente. Além disso, o tipo de uso do solo e a topografia têm um impacto considerável na frequência dos incêndios, na propagação e no tamanho das áreas queimadas (Chang et al., 2015; Ramalho et al., 2021a).

Segundo Fiedler et al. (2020), as atividades humanas são as principais causas dos incêndios florestais. Portanto, a proximidade de áreas protegidas com regiões antropizadas (como rodovias, área urbanizada, propriedades rurais e áreas industriais) aumenta a probabilidade à ocorrência de incêndios (Chang et al., 2015; Sari, 2021).

As variáveis climáticas, incluindo precipitação, temperatura, umidade relativa do ar e velocidade do vento, têm uma relação direta com a ocorrência de incêndios. Isso se deve ao fato de que essas variáveis influenciam a umidade e a secagem dos materiais combustíveis, que são elementos essenciais para a ignição e propagação do fogo (Prudente, 2016; Sari, 2021).

3.4 Papel do Sistema de Informação Geográfica (SIG) nos riscos de incêndios

Sistemas de Informações Geográficas (SIG's) são sistemas destinados ao tratamento de dados referenciados espacialmente empregados na análise do espaço terrestre. Estes sistemas manipulam dados de diversas fontes, como mapas, imagens, cadastros e outras, permitindo recuperar e combinar informações e efetuar os mais diversos tipos de análise sobre os dados (Alves, 1990; Vettorazzi e Ferraz 1998).

Há aproximadamente 3 décadas, os Sistemas de Informações Geográficas assumiram um papel importante na caracterização, diagnóstico e planejamento de áreas naturais. Devido à grande diversidade e complexidade dos fenômenos relacionados à ocorrência e propagação de incêndios, tornou-se necessário maximizar os impactos na busca por ferramentas e soluções eficazes para a preservação dos recursos naturais (Curty, 2023).

As técnicas de geoprocessamento, dentre elas o SIG, proporcionam a capacidade de coletar, sobrepor, manipular e visualizar uma quantidade significativa de dados, podendo associar as variáveis que integram os fatores determinantes do comportamento do fogo como a vegetação, o relevo e o clima e, conseqüentemente, a sua propagação, fornecendo subsídios para auxiliar nas tomadas de decisão com maior rapidez (Andrade et al., 2011; Torres et al., 2017).

3.5 Geotecnologias aplicadas ao monitoramento de incêndios florestais

As geotecnologias são técnicas computacionais para coletar, armazenar, analisar e interpretar dados espaciais da superfície terrestre. Elas integram várias disciplinas e permitem a representação de informações georreferenciadas (Fombuena, 2017).

A utilização das geotecnologias ajuda os seres humanos na tomada de decisões relacionadas ao monitoramento, administração e planejamento do espaço geográfico. Isso é feito através da combinação de dados espaciais e não espaciais em modelos matemáticos e estatísticos (Santos et al., 2016).

Em relação ao combate de incêndios florestais, o Sistema de Informações Geográficas (SIG) é um conjunto de sistema, *softwares* que são capazes de armazenar, processar e analisar dados espaciais, promovendo o aumento do conhecimento sobre as relações entre as variáveis que influenciam o risco de ocorrência desses eventos, bem como sobre as técnicas de prevenção e combate (Torres et al., 2016).

Os estudos realizados por Torres et al. (2017) e Mota et al. (2019) destacam metodologias compostas por geotecnologias específicas para entender questões relacionadas a incêndios florestais. Os autores afirmam que o uso de geotecnologias é promissor para ajudar a reduzir os danos causados pelos incêndios florestais.

3.6 Aplicação da lógica *fuzzy* em incêndios florestais

A lógica *fuzzy* é uma teoria baseada nos conjuntos *fuzzy* que pode ser utilizada no ambiente SIG, que converte valores qualitativos em quantitativos, com o conjunto de valores dentro de um intervalo de 0 a 1. Assim, a análise do impacto de cada variável no risco de incêndios florestais é conduzida através da determinação e aplicação da função de pertinência mais adequada para cada uma delas. As funções de pertinência usadas para padronizar os valores numéricos associados a cada variável, independentemente da unidade em que foram originalmente expressos, para obter a mesma classificação numérica dentro do intervalo citado (Soto et al., 2012; Abedi et al., 2020). Neste contexto, quanto mais o valor da variável se aproxima de 1, maior é a sua relevância no modelo. Por outro lado, valor mais próximo de 0, menor será sua relevância (Ramalho, 2020; Ramalho et al., 2021a).

Conforme Peche e Rodriguez (2009), a lógica *fuzzy* tem sido empregada com êxito ao longo dos anos em aplicações de modelagem de sistemas ambientais. Juvanhol (2014), em sua pesquisa na Reserva Natural Vale no estado do Espírito Santo, empregando a lógica *fuzzy* para prever os riscos de incêndios florestais, concluiu que 45,82% da área de estudo apresentou baixo risco de incêndio florestal, ao passo que 2,79% indicava um risco muito alto na influência sobre o risco de incêndio.

Portanto a utilização conjunta da lógica *fuzzy*, tecnologias geoespaciais e pesquisa operacional permite a elaboração de planos de combate a incêndios florestais, abrangendo todas as fases necessárias para garantir a eficácia dessas ações.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Área de estudo

A região do estudo abrange a bacia hidrográfica do rio Munim, situada no Estado do Maranhão, Brasil (Figura 1). Essa bacia possui significativa relevância socioeconômica para o estado, visto que engloba parte dos polos agrícolas da região, por exemplo, Brejo, Anapurus, Mata Roma, Buriti e Chapadinha.

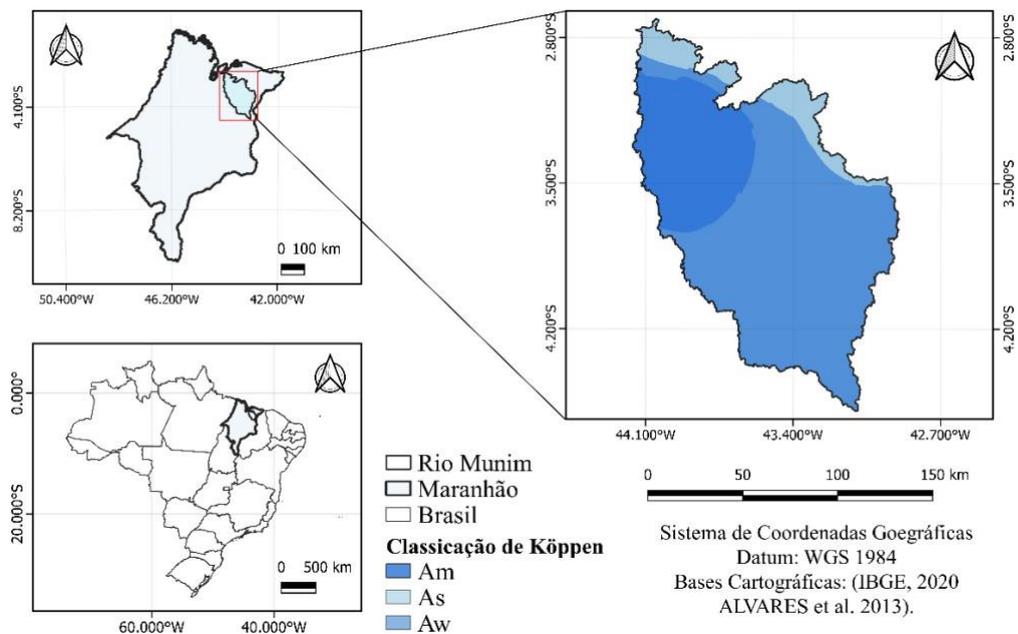


Figura 1. Bacia hidrográfica do rio Munim, Maranhão, Brasil.

A região é subdividida pelos climas equatorial (Am), clima de monção (As) e tropical sub-úmido (Aw), de acordo com a classificação de Köppen (Alvares et al., 2013). A temperatura na região varia ao longo do ano, oscilando entre 22,3 e 31,8 °C. A precipitação média anual é de 1.673 mm, está situada em uma altitude que varia de 1 a 164 metros acima do nível do mar.

4.2 Desenvolvimento metodológico

O banco de dados utilizado considerou 4 classes de fatores, cada uma com suas variáveis específicas, todas relacionadas ao risco de incêndios florestais. Essas categorias são: a) fatores biológicos, que inclui o uso e ocupação da terra; b) fatores topográficos, como a declividade; c) fatores socioeconômicos, a proximidade de rodovias; e d) fatores meteorológicos, que englobam precipitação, temperatura do ar, velocidade do vento e disponibilidade hídrica.

4.2.1 Aquisição

Fator biológico: A imagem de uso e ocupação da terra foi obtida por meio do projeto MapBiomas coleção 7.1 do ano de 2022 (MAPBIOMAS, 2021), utilizando a plataforma *Google Earth Engine* com resolução espacial de 30 m, que inclui dados anuais de

cobertura e uso da terra. A análise do conjunto de imagens no projeto MapBiomás é realizada pelos sensores *Landsat Thematic Mapper (TM)*, *Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)* e *Operational Land Imager (OLI)*, presentes nos satélites *Landsat 5*, *Landsat 7* e *Landsat 8*, respectivamente. Esses sensores têm a capacidade de detectar diferentes comprimentos de onda e interagir com diversos alvos na superfície da Terra (Souza Junior et al., 2020).

Fator topográfico: Declividade - O mapa de declividade foi gerado utilizando o Modelo Digital de Elevação (MDE), que é derivado de uma imagem a partir da *Shuttle Radar Topography Mission (SRTM)*. Esta imagem possui uma resolução espacial de 30 metros e foi obtida através da plataforma *United States Geological Survey (USGS)*.

Fator socioeconômico: Proximidades das rodovias - O arquivo das proximidades das rodovias foi obtido no formato *shapefile*, utilizando o catálogo de metadados (IBGE, 2021).

Fatores meteorológicos: Os arquivos relacionados às variáveis meteorológicas, incluindo precipitação média, velocidade média do vento e deficiência hídrica, foram adquiridos a partir da plataforma *Climate Engine* do ano de 2022. Esses dados fazem parte do conjunto de dados *TerraClimate* e possuem resolução espacial de 4,6 km (<https://app.climateengine.org/climateEngine>). Já o arquivo temperatura média do ar foi obtido a partir da plataforma *Google Earth Engine* pela linguagem de *Java Script* acessando o banco de dados MOD11A1 61 que fornece série temporal de temperatura da superfície desde do ano 2000 até o presente, com a resolução espacial de 1 km.

4.2.2 Edição do banco de dados

As variáveis meteorológicas como a precipitação, velocidade do vento e deficiência hídrica, incluindo temperatura tiveram sua resolução espacial modificada de 4,6 km e 1 km para 30 m, por meio da ferramenta “*r.resamp.interp*” disponível no GRASS. Esta ferramenta permite a reamostragem de dados da camada de mapa utilizando o método dos vizinhos mais próximos.

A determinação da variável de proximidade de rodovias baseou-se na distância euclidiana em relação ao *buffer* das rodovias na área de estudo. A ferramenta de *buffer* foi utilizada no *shapefile* das proximidades das rodovias para criar uma área de 150 metros ao redor de cada feição. Dessa forma, a proximidade de rodovias foi calculada por

meio da distância euclidiana. A distância euclidiana entre dois pontos representa a menor distância em linha reta, medida a partir do centro da célula de origem na imagem matricial até o centro da célula adjacente (Juvanhol, 2014).

4.2.3 Rasterização do banco de dados

A ferramenta “r.to.raster” do GRASS, foi empregada para transformar as áreas próximas às rodovias em um formato *raster*. Este processo de rasterização, converte os dados espaciais em uma matriz de células ou pixels, permitindo uma análise mais detalhada e precisa.

4.3 Aplicação das funções de pertinência *fuzzy* e fuzzificação das imagens

De acordo com Feizizadeh et al. (2013) e Kamram et al. (2014) não existe método definido para determinar a função de pertinência *fuzzy* mais adequada para cada variável. Nesse sentido, as funções de pertinência de seleção *fuzzy* para cada variável empregada neste estudo foram feitas levando em consideração o comportamento individual de cada uma em cenários de incêndio, conforme indicado pela literatura existente, e pela experiência acumulada dos pesquisadores (Feizizadeh et al., 2013; Kamram et al., 2014). Este é um aspecto fundamental em estudos que se baseiam na lógica *fuzzy*. Assim, o risco de incêndio é quantificado numa escala que vai de 0 a 1, onde 1 representa o risco máximo de incêndio e 0 indica a completa ausência de risco.

4.3.1 Fator biológico

Variável 1 (V1) - Uso e ocupação da terra: é fator que tem impacto direto na propagação de incêndios. Isso ocorre porque cada tipo de cobertura terrestre ou combinação de várias, possui um tipo diferente de material combustível. Cada um desses materiais tem suas próprias características de combustibilidade, o que pode afetar a maneira como o fogo se espalha (Prudente, 2016; Eugenio, 2019). A imagem matricial de uso e ocupação da terra foi reclassificada de acordo com a influência de cada classe de risco, usando a função SIG "Reclassificar". Nesse contexto, os valores assinalados para cada classe foram definidos de acordo com o tipo e a característica da vegetação, identificando principalmente por meio da literatura disponível, quais tipos de vegetação têm maior risco relacionado a incêndios florestais (Juvanhol et al., 2021). Por fim, as imagens reclassificadas de uso e ocupação da terra foram fuzzificadas utilizando a função de pertinência *fuzzy* gaussiana. A variável reclassificada com valores de 1 a 12 teve um valor de ponto mediano de 6 e uma inclinação de 0,1 (ajustado).

4.3.2 Fator topográfico

Variável 2 (V2) - Declividade: a inclinação do terreno facilita a aproximação da chama ao material combustível à frente da linha de fogo, acelerando seu aquecimento e secagem. Além disso, o ar quente tende a se mover para a parte superior do terreno, enquanto o ar fresco é puxado da parte inferior, renovando assim o suprimento de oxigênio na zona de combustão (Fiedler et al., 2020; Ramalho, et al., 2021b). Inicialmente, foi utilizada a função *fuzzy* large para ajustar a função de pertinência, os valores de entrada da inclinação foram estabelecidos com base em estudos científicos que exploraram sua influência no comportamento do fogo. A função permite ilustrar a variação do grau de pertinência da imagem matricial, onde valores de entrada mais altos têm maior probabilidade de serem membros do conjunto, atingindo o valor máximo de 1 (Chandler et al., 1983; Juvanhol, 2014). O valor definido no ponto médio dá um grau de pertinência de 0,5 (Juvanhol, et al., 2021).

4.3.3 Fator socioeconômico

Variável 3 (V3) - Proximidades de rodovias: a variável de proximidade de rodovias deve ser monitorada continuamente, pois o alto tráfego humano nessas áreas pode aumentar a probabilidade de iniciar o processo de ignição (Biazatti, 2019; Ramalho, et al., 2021b). Para determinar a variável de proximidade às rodovias, foi criado um *buffer*, estabelecendo assim uma área de influência das rodovias sobre o início da propagação do fogo. A área de influência foi definida em uma escala de 150 m, devido ao maior tráfego de pessoas e veículos, conforme Chuvieco e Congalton (1989). Nesse contexto, a imagem matricial de distância euclidiana foi transformada em *fuzzy* usando inicialmente a função de pertinência *fuzzy* small. O ponto médio do grau da função de pertinência definido foi 0,5 (ajustado). Os valores de entrada foram baseados no estudo de Soto (2012), que investigaram a ocorrência de incêndios florestais em relação à distância de vários tipos de rodovias.

4.3.4 Fatores meteorológicos

Variável 4 (V4) - Precipitação: a chuva tem um papel importante na determinação do potencial de ignição das chamas. Isso ocorre porque a precipitação influencia

diretamente a umidade do material combustível presente no ambiente, como folhas secas e galhos (Eugênio et al., 2016; Ramalho et al., 2021b;). Nesse sentido, a imagem matricial contínua da chuva foi fuzzificada usando, à princípio, a função de pertinência *fuzzy* linear decrescente.

Variável 5 (V5) - Temperatura do ar: é um fator crucial que afeta diretamente a ocorrência de incêndios florestais. A susceptibilidade à ocorrência de incêndios florestais aumenta proporcionalmente com a elevação da temperatura do ar, uma vez que essa condição leva a uma diminuição da umidade do material combustível (Assis et al., 2014; Moreira et al., 2020; Ramalho et al., 2021b). Nesse sentido, a imagem matricial contínua de temperatura foi fuzzificada usando, a princípio, a função de pertinência *fuzzy* linear crescente.

Variável 6 (V6) - Velocidade do Vento: a intensidade de um incêndio florestal e a rapidez com que ele se espalha estão diretamente ligadas à velocidade do vento (Torres et al., 2018). Portanto, monitorar a velocidade do vento é de suma importância para prever e controlar incêndios florestais. Nesse sentido, a imagem matricial contínua da velocidade do vento foi fuzzificada usando, a função de pertinência *fuzzy* linear crescente.

Variável 7 (V7) - Deficiência hídrica: esse fator aumenta a frequência e abrangência dos incêndios florestais (Vilchis-Fracés et al., 2015; Halofsky et al., 2020; Ramalho, 2022). Dessa forma, a imagem matricial contínua de deficiência hídrica foi inserida a função de pertinência *fuzzy* linear crescente.

4.4 Sobreposição *fuzzy*

Após a aplicação das funções de pertinência *fuzzy*, as variáveis utilizadas na modelagem do risco de incêndios florestais, foram combinadas por uma análise de sobreposição para indicar a possibilidade de células de uma determinada variável pertencerem a outro conjunto *fuzzy*, de acordo com os critérios de entrada (Figura 4). Assim, a sobreposição indicará o método que permite combinar os dados com base na análise da teoria dos conjuntos *fuzzy* (Juvanhol, 2014; Santos et al., 2017).

O método de sobreposição escolhido foi *fuzzy* Gamma, que é um produto algébrico da soma *fuzzy* e do produto *fuzzy*, comumente utilizado em variáveis desse tipo, ambos elevados à potência do coeficiente gama, conforme a equação (1).

$$\mu(x) = \left\{ 1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i) \right\}^{\gamma} \times \left\{ \prod_{i=1}^n \mu_i \right\}^{1-\gamma} \quad (1)$$

Em que, μ_i denota os valores de pertinência *fuzzy* para $i = 1, 2, \dots, 5$; n representa a quantidade total de variáveis no estudo (número de imagens raster); e δ consiste em um valor de coeficiente entre 0 e 1. O coeficiente γ foi definido de acordo com um valor padrão de 0,9, (Santos et al., 2017) para obter o efeito combinado das funções “*product*” e “*sum*”. A *fuzzy* Gamma permite combinar os efeitos crescente da soma *fuzzy* e decrescente do produto *fuzzy*. Como resultado, estabelece as relações entre os critérios de entrada, não apenas retornando o valor de um único conjunto *fuzzy*. Todo processo metodológico foi realizado no *software* Qgis 3.22.4 (Figura 4).

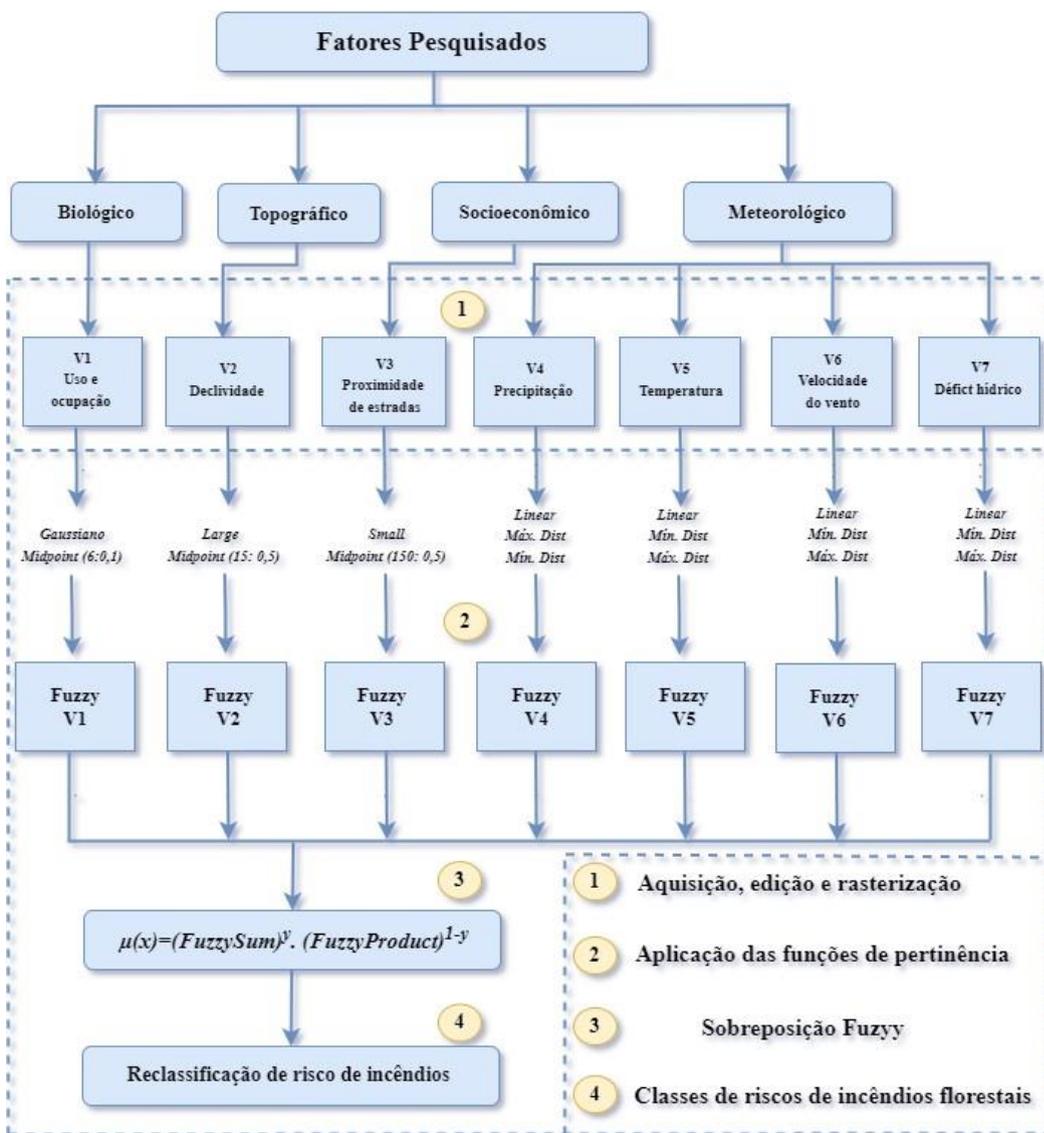


Figura 2. Fluxograma dos processos metodológicos.

4.5 Reclassificação espacial do risco de incêndios florestais

Nesta etapa, a imagem *raster* contínua do risco de incêndios florestais foi processada usando a função GIS "Reclassificar", assim obtendo 5 classes de risco de incêndios classificados como: muito baixo, baixo, médio, alto e muito alto.

5. RESULTADOS

As variáveis dos fatores biológicos, topográficos, socioeconômicos e meteorológicos, foram rasterizadas como pode ser observado na Figura 3.

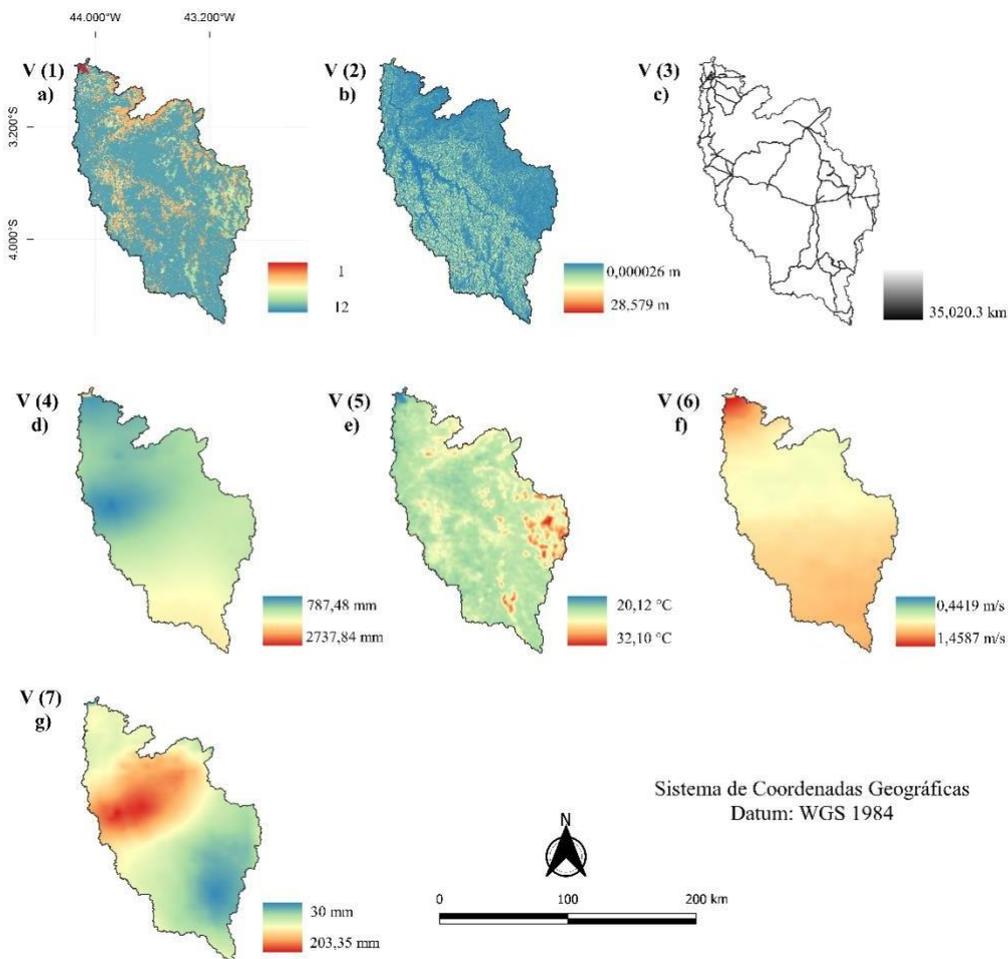


Figura 3. Variáveis rasterizadas da bacia do rio Munim, Maranhão. (a) V1 – Uso e Ocupação da terra, (b) V2 – Declividade, (c) V3 – Proximidade de rodovias, (d) V4 – Precipitação, (e) V5 – Temperatura, (f) V6 – Velocidade do Vento e (g) V7 – Deficiência hídrica.

A imagem de uso e ocupação da terra reclassificada (Tabela 1), de acordo com a influência de cada classe de uso em relação ao risco de incêndios florestais (Juvanhol et al., 2021).

Tabela 1. Classes de uso e ocupação do solo reclassificadas em função do potencial de risco de incêndios florestais.

Valor Reclassificado das classes de Uso e Ocupação da Terra			
1	Mangue	7	Mosaico de Usos
2	Campo Alagado	8	Formação Campestre
3	Outras áreas não vegetadas	9	Soja
4	Formação Savânica	10	Floresta Plantada
5	Área Urbana	11	Formação Florestal
6	Pastagem	12	Rio, Lago

As funções de pertinência de cada variável estão representadas na Figura 4.

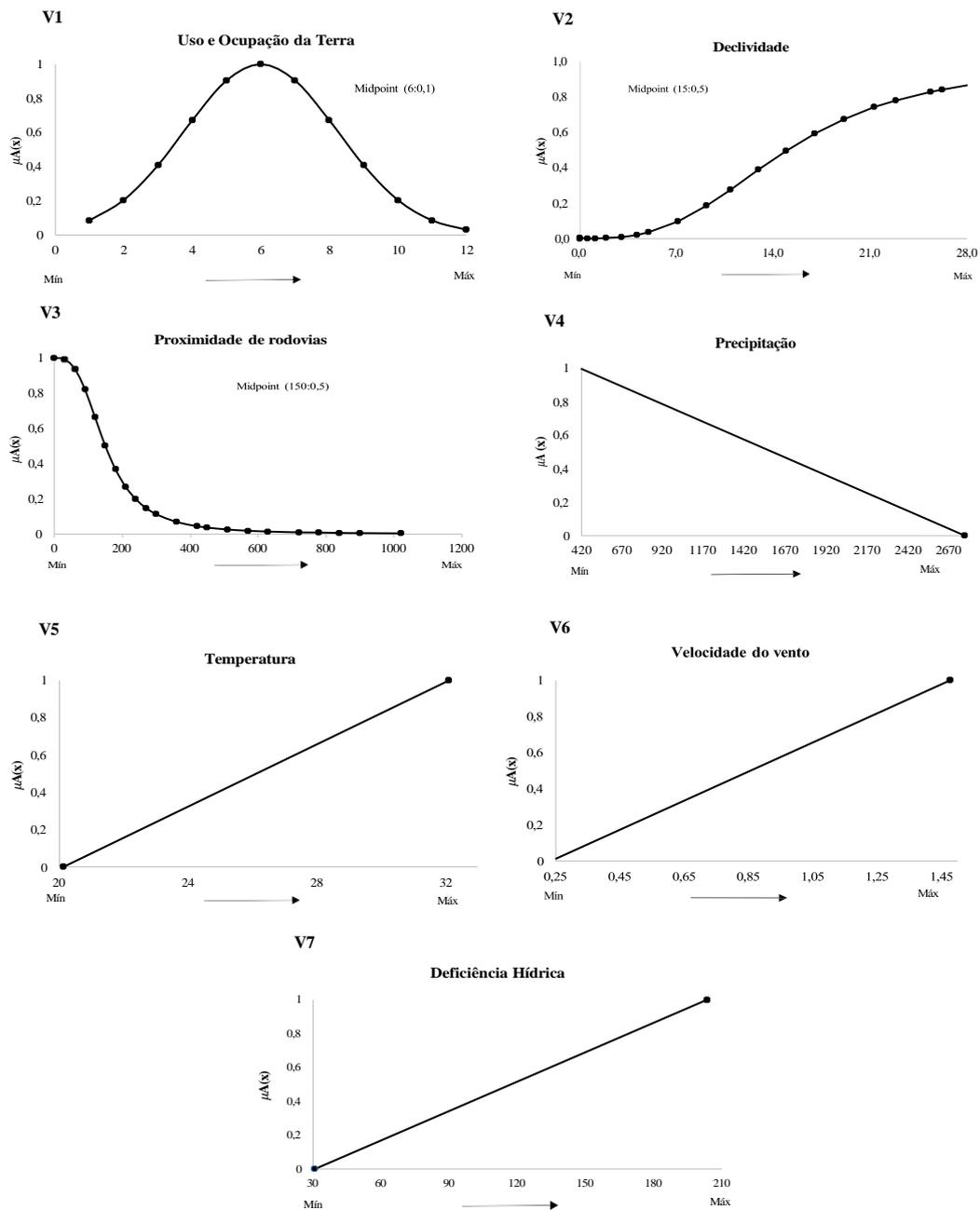


Figura 4. Funções de pertinências V1 – *Fuzzy* gaussiano, V2 - *Fuzzy* large, V3 - *Fuzzy* small, V4 - *Fuzzy* linear decrescente, V5 - *Fuzzy* linear crescente, V6 - *Fuzzy* linear crescente e V7 - *Fuzzy* linear crescente.

As funções de pertinência representadas em raster para cada uma das variáveis como podem ser observadas na Figura 5, que apresenta os quatro fatores biológicos (Uso e Cobertura da Terra), topográficos (Declividade), socioeconômicos (Proximidade de Estradas/Rodovias) e meteorológicos (Precipitação, Temperatura, Velocidade do Vento e Deficiência Hídrica).

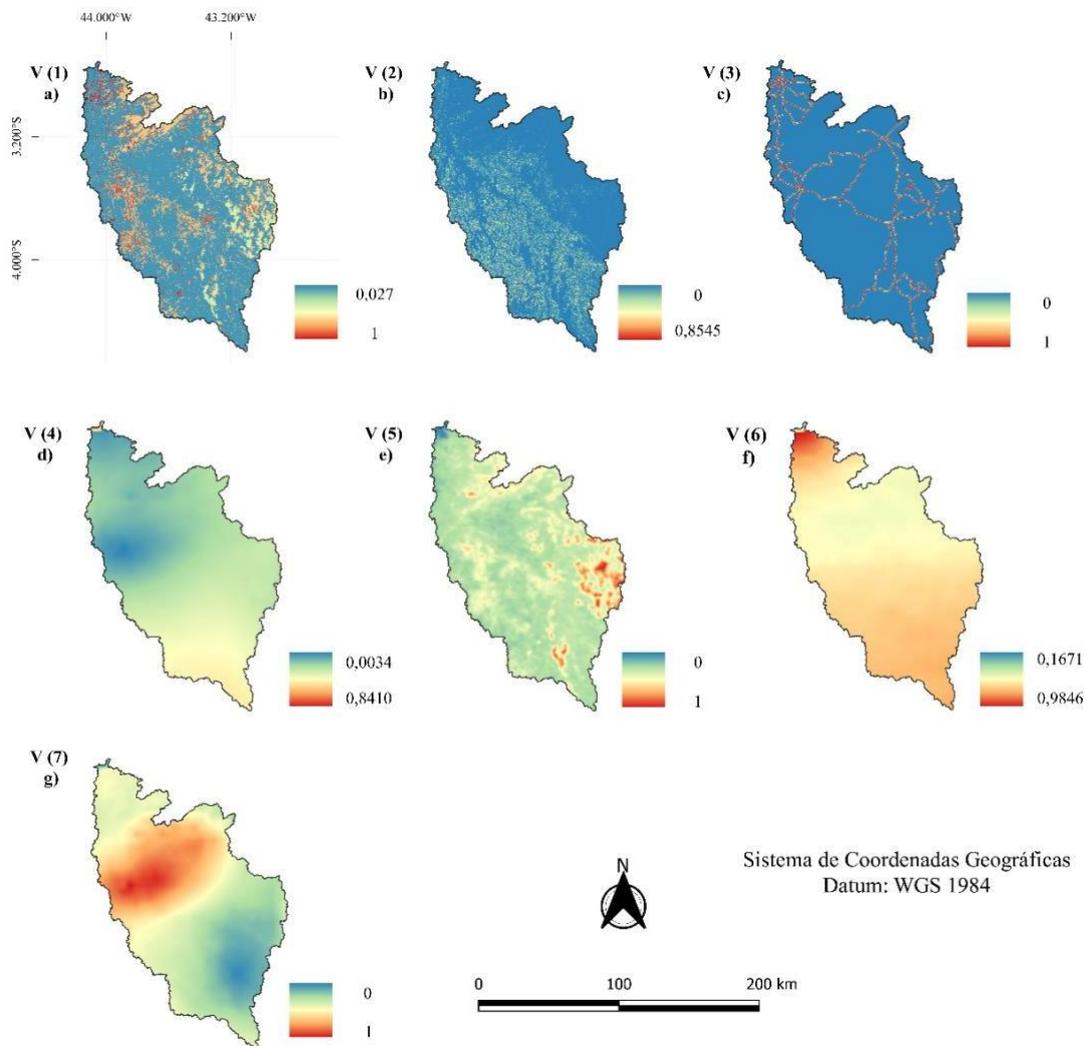


Figura 5. Variáveis fuzzificadas. (a) V1 – Uso e cobertura da terra, (b) V2 – Declividade, (c) V3 – Proximidade de rodovias, (d) V4 – Precipitação, (e) V5 – Temperatura, (f) V6 – Velocidade do Vento e (g) V7 - Deficiência hídrica.

Tabela 2. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais de uso e ocupação da terra na bacia do rio Munim.

Uso e Ocupação da Terra	Muito baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito Alto
Mangue	0,3%	0,1%	0,7%	0%	0%
Campo Alagado	0,2%	0,06%	1%	0%	0%
Pastagem	0,7%	8%	5%	8%	9%
Área Urbana	0,1%	0,5%	3%	6%	8%
Mosaicos de Uso	2,6%	3,4%	5%	6%	15%
Rio	0,2%	0,05%	1,88%	0%	0%

O tipo e as características da vegetação que determinam a quantidade de combustível disponível, são fatores que influenciam diretamente na propagação de incêndios florestais. Os resultados deste estudo mostraram que as classes de mangue, campo alagado e rio apresentaram o menor risco de incêndio florestal com valores de 0,0820 0,2018 e 0,0273 (Figura 5a e Tabela 2). Nas classes de mosaico de usos de culturas agrícolas e pastagem assumiram um valor alto 0,9 e 1, respectivamente, devido utilizar o fogo no preparo do solo e renovação da pastagem (Juvanhof et al., 2021).

Tabela 3. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e declividade da bacia do rio Munim.

Declividade	Risco de incêndios florestais (%)
Muito baixo	70
Baixo	25
Média	4,0
Alto	0,6
Muito Alto	0,0

O aumento do risco de incêndio determinado pela declividade restringiu-se às áreas com maior valor de altitude (Figura 5b), com os valores do conjunto variando de 0 a 0,8545, onde grande parte da bacia do Munim, se concentra no menor risco de incêndio florestal (Tabela 3), devido a mesma ser considerada plana, segundo Mendes (2022).

Tabela 4. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e proximidades de rodovias bacia do rio Munim.

Proximidades de rodovias	Risco de incêndios florestais (%)
Muito baixo	93,0
Baixo	1,0
Médio	0,6
Alto	0,6
Muito Alto	3,9

A proximidade de rodovias é um fator muito importante para o risco de incêndios florestais (Oliveira, 2013). A análise do agrupamento dos valores no conjunto *fuzzy* revelou que os valores mais altos do conjunto oscilando entre 0 e 1. A variável que modela

o risco de incêndio demonstrou um aumento do perigo nas áreas mais próximas as rodovias (Figura 5c), alcançando um risco alto e muito alto de 4,5% em toda área da bacia (Tabela 4).

Tabela 5. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e precipitação bacia do rio Munim.

Precipitação	Risco de incêndios florestais (%)
Muito baixo	31
Baixo	46
Médio	22,7
Alto	0,05
Muito Alto	0,0020

Em relação aos fatores meteorológicos, a precipitação na bacia do rio Munim no ano de 2022 variou de 787,48 a 2737,84 mm. Os valores do conjunto *fuzzy* variou de 0,0034 a 0,8410 (Figura 2d), ou seja, as áreas próximas a 0,8410 tem uma susceptibilidade maior de risco de incêndio florestal (Figura 5d). Contudo, as classes de risco médio a muito alto em relação a precipitação corresponde a 22,75% da área de extensão de toda a bacia do rio Munim.

Tabela 6. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e temperatura bacia do rio Munim.

Temperatura	Risco de incêndios florestais (%)
Muito baixo	1
Baixo	73
Médio	21
Alto	4
Muito Alto	1

A análise da temperatura média da bacia no ano de 2022 oscilou de 20,12 a 32,10 °C (Figura 2e), impactando significativamente os valores médios com o intervalo de 0 a 1 (Figura 5e). Contudo apenas 26% de toda bacia está nas classes de médio a muito alto no risco de incêndios (Tabela 6).

Tabela 7. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e velocidade do vento do rio Munim.

Velocidade do Vento	Risco de incêndios florestais (%)
Muito baixo	0,06
Baixo	0,0004
Médio	54,99
Alto	42,98
Muito Alto	1,84

Os resultados de velocidade média do vento mostram um intervalo de 0,4419 a 1,4587 m/s (Figura 2f), que após a fuzzificação os valores variaram de 0,1671 a 0,9846, respectivamente (Figura 5f), apresentando de risco alto de 42,98% em relação a essa variável (Tabela 7).

Tabela 8. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e déficit hídrico do rio Munim.

Déficit Hídrico	Risco de incêndios florestais (%)
Muito baixo	16
Baixo	28
Médio	29
Alto	17
Muito Alto	10

O déficit hídrico dessa região varia de 30 a 203,35 mm, conforme ilustrado na Figura 2g, após aplicação da função de pertinência os valores ficaram entre 0 e 1, onde 56% da bacia apresentou risco médio a alto (Tabela 8). As áreas com maior risco de incêndios florestais são aquelas onde a deficiência hídrica é mais acentuada (Figura 5g).

Com base nos dados apresentados na Figura 6, observou-se que as classes não eram susceptíveis a incêndios florestais com um valor de *fuzzy* muito elevado, em que 0,68 representava o valor máximo. Além disso, as classes de risco variaram entre muito baixo (0-0,13), baixo (0,13-0,27) e médio (0,27-0,41). Por outro lado, as regiões foram classificadas conforme o risco, sendo alto (0,41-0,55) e muito alto (0,55-0,68).

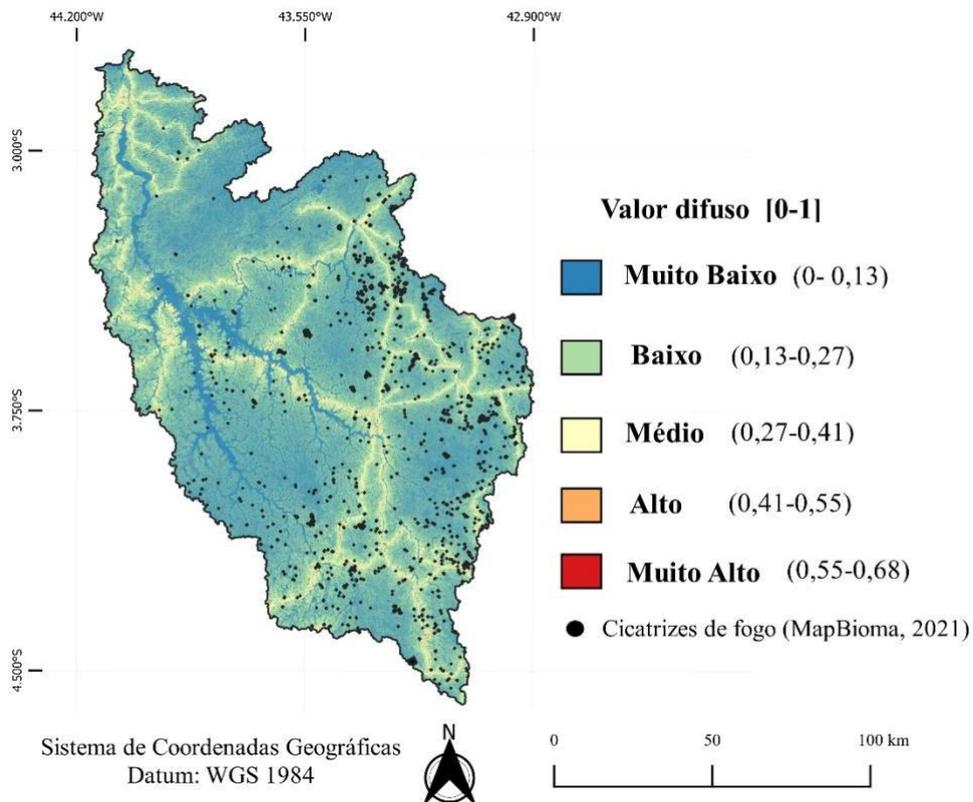


Figura 6. Risco de incêndios florestais na bacia hidrográfica do rio Munim e cicatrizes de fogo, bem como distribuição espacial das classes do conjunto *fuzzy*.

Os resultados na Figura 7 revelam que a área de estudo apresenta maior porcentagem de valores do conjunto *fuzzy* de classe muito baixo, representando 70,36% da área total originada pela frequência de pixels da imagem matricial. O intervalo no da classe baixa apresentou segunda maior área com representando 25,0%. A classe média mostra uma área de 4,01% de toda área da bacia. Já as classes alta e muito alta apresentaram áreas de 0,56% e 0,016% da área total.

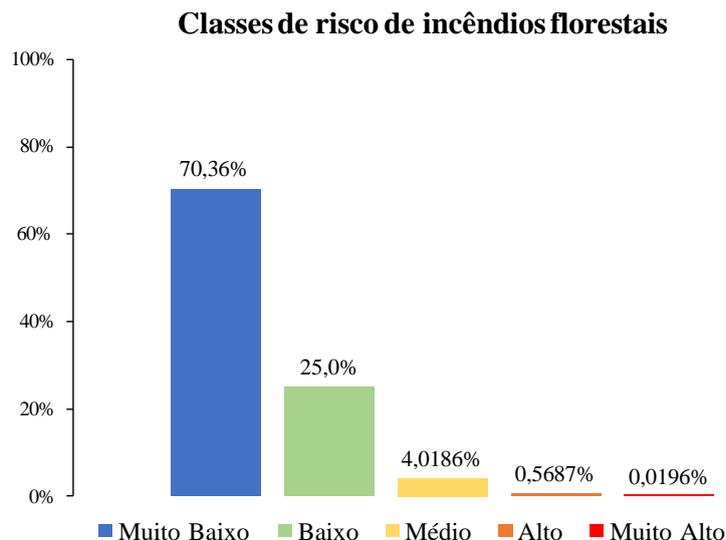


Figura 7. Valores em porcentagem de *fuzzy* para o risco de incêndio florestal na área de estudo.

Os dados na Tabela 9 indicam que os cicatrizes de fogo que correspondem à classe muito baixo representam 49,11% na bacia. O conjunto de valores *fuzzy* da classe baixa apresentou a segunda maior porcentagem com 32%. A classe média apresentou 17% dos focos. Por outro lado, as classes alta e muito alta exibiu percentuais de 1,24% e 0,65%, respectivamente.

Tabela 9. Relação espacial entre classes de risco de incêndios florestais e as cicatrizes de fogo na bacia hidrográfica do rio Munim

Classes	Cicatrizes de fogo (%)
Muito baixo	49,11
Baixo	32
Médio	17
Alto	1,24
Muito Alto	0,65

6. DISCUSSÃO

Ao avaliar o risco de incêndios florestais, é imperativo levar em consideração vários fatores relacionados a biologia, topografia, condições socioeconômicas e meteorológicas. Nestes fatores, inclui variáveis como uso e ocupação da terra, declividade, proximidade de rodovias, temperatura, precipitação, velocidade do vento e déficit hídrico (Figura 2),

nos quais têm o potencial de exercer influência direta no risco de incêndios florestais. Nesse contexto, Torres et al. (2017), Juvanhol et al. (2021) e Anticono et al. (2023) observaram que todas essas variáveis são importantes para explicar o padrão geral do mapa de risco. Os resultados desse estudo, reforçam os achados desses autores, visto que foi observada a correlação entre diferentes níveis de risco de incêndio florestal e padrões de uso e ocupação da terra na bacia do rio Munim (Figura 2a e Figura 5a).

Neste sentido, as classes de mangue e rios possuem menor risco de incêndios (Tabela 2), pois são áreas menos antropizadas e com ausência de biomassas vegetais, que são materiais combustíveis para a ignição dos incêndios florestais (Torres et al., 2017), esses resultados são corroborados por Juvanhol et al. (2021). Em contrapartida, as classes de culturas agrícolas e pastagens apresentam risco de incêndios elevados (Figura 5a e Tabela 2), devido à grandes influências antrópicas e maior quantidade de material vegetal para servir como combustível (Juvanhol et al., 2021; Silva et al., 2020).

Na bacia hidrográfica em estudo, cerca de 70% da bacia na variável de declividade se concentrou na classe de muito baixo risco de incêndios florestais (Tabela 3), isso pode ser explicado devido a bacia possui áreas com declividade de até 34% observado nas Figura 2b e Figura 5b (Mendes, 2022; IMESC, 2021). Os resultados obtidos revelam que as regiões de maior elevação dentro da bacia cerca de 4,62%, apresentam classes de risco médio, alto e muito risco de incêndio florestal. Esses resultados convergem com os de Torres et al. (2017), Oliveira et al. (2020) e Anticono et al. (2023), quando afirmam que a inclinação do terreno tem um impacto direto na propagação e velocidade dos incêndios florestais.

Com relação a variável proximidade de rodovias, conforme os resultados apresentados nas Figuras 2c e 5c, o risco de incêndio tende a ocorrer nas áreas mais próximas as rodovias, essa susceptibilidade nas classes de risco médio a alto chegou 5,1%, ao se distanciar das rodovias esse risco diminui drasticamente chegando a 91% da classe de risco muito baixo dentro da bacia (Tabela 4). Similarmente, Oliveira (2020), Juvanhol et al. (2021) e Anticono et al. (2023), mostram que a mesma é um fator determinante a ocorrência e propagação dos incêndios florestais, devido as atividades antrópicas.

Com base nos dados apresentados nas Figuras 2d e 5d, observa-se que 77% da área da bacia do rio Munim está classificada como muito baixo e baixo em termos de risco de

incêndios, considerando a precipitação (conforme Tabela 5). Essa situação pode ser explicada pela distribuição uniforme da chuva na maior parte da área da bacia. Além disso, no período entre outubro e janeiro, há um aumento nos índices de precipitação. Em contraste, nos meses de fevereiro a maio, ocorre uma redução nas chuvas, enquanto os meses de junho a setembro representam um período caracterizado pelos níveis mínimos de precipitação (Soares Neto et. al., 2016).

A temperatura é outra variável com influência significativa sobre o risco de incêndios florestais. Neste sentido, quanto maior temperatura média do ar, maior será a susceptibilidade de incêndios conforme constatado na Figura 5e. É amplamente difundido que o aumento da temperatura da superfície está diretamente associada com as ações antrópicas (expansão de áreas agrícolas), pois, à medida que a cobertura vegetal diminui, a absorção da radiação eletromagnética pela superfície aumenta, devido a maior exposição do solo (Hendges et al., 2018; Torres et al., 2018, Maffioletti et. al., 2021; Rosa et al., 2023). Neste contexto, conforme Gaspar (2013) e Almeida e Matos (2016), houve expansão e abertura de áreas para a produção de soja na região do leste maranhense, na qual a bacia do rio Munim está inserida, culminando na perda de áreas florestais e consequentemente, aumento da temperatura média da região.

Em relação a variável velocidade do vento, os resultados obtidos denotam áreas com de médio risco, contudo, as regiões próximas ao litoral têm maior susceptibilidade a ocorrência de incêndios florestais (Tabela 7), visto que possuem velocidade média mais elevada (Figura 2f e Figura 5f). Os estudos de Camargo et al. (2015), Torres et al. (2018) e Anticono et al. (2023) reforçam os resultados do presente estudo, pois observaram que as áreas com maior velocidade do vento apresentaram alta correlação tanto em número de ocorrências como em área queimada.

A bacia hidrográfica do rio Munim apresenta uma deficiência hídrica bem heterogênea, possuindo algumas regiões com índices bem elevados. Por exemplo, os municípios de São Benedito do Rio Preto e Nina Rodrigues apresentam deficiência acima de 180 mm. Nesse contexto, a deficiência hídrica tem uma forte influência nos riscos de incêndios florestais, já que as classes de risco médio a muito alto representaram 56% (Tabela 8). É possível observar que os maiores valores de deficiência hídrica indicam maior susceptibilidade a riscos de incêndios florestais (Figura 2g e Figura 5g). Igualmente, Prudente (2016) realizou um estudo com modelagem dos riscos de incêndios

florestais no bioma Cerrado, e identificou níveis mais altos de deficiências hídricas, atribuindo maior peso de risco a incêndios nas áreas com deficiência acima de 80 mm.

Os resultados obtidos com o presente estudo indicam que a região do Munim não possui risco significativo de incêndios florestais, considerando que 95,36% da área total apresenta classes de risco muito baixo e baixo (Figura 7). No entanto, dado o contexto de ser uma bacia hidrográfica de grande importância socioeconômica e ambiental, mesmo que o risco não seja significativo, é importante implementar medidas de proteção para prevenir ocorrências simples, e que as mesmas não evoluam para casos extremos. Espíndola et al. (2017) e Anticono et al. (2023) ratificam essa tese, pois ressaltam a importância dos modelos de risco de incêndios para a realização de estratégias mitigadoras. Em vista disso, os mapas de risco de incêndios podem contribuir para o planejamento de prevenção e gestão de áreas, além da avaliação das ações antrópicas sobre as classes florestais e conservação, restauração ou silvicultura.

Frente ao exposto, constatou-se que a aplicação de lógica *fuzzy* para a modelagem do risco de incêndios florestais se mostrou eficiente na área estudada, além de possibilitar a sua replicação em diferentes regiões, desde que existam informações adequadas sobre os fatores que influenciam o início e a propagação de incêndios florestais. Resultados semelhantes foram encontrados por Juvanhol et al. (2021), utilizando SIG e lógica *fuzzy* aplicados à modelagem de risco de incêndios florestais, mostraram-se eficientes ao utilizar diferentes variáveis que influenciam na vulnerabilidade de áreas a incêndios florestais. Outrossim, Anticono et al. (2023) constatou que a abordagem da lógica *fuzzy* para modelagem de risco de incêndios florestais forneceu bons resultados, indicando a eficácia desse modelo. Por fim, Oliveira et al. (2017) confirmaram que a utilização da lógica *fuzzy* na análise de risco demonstrou resultados satisfatórios, em que os modelos gerados alcançaram eficiência acima de 0,85 de R².

7. CONCLUSÕES

Os resultados obtidos com este estudo demonstram que é eficiente a utilização da metodologia da lógica *fuzzy* aplicada a um modelo espacial associada as variáveis biológicas, topográficas, socioeconômicas e meteorológicas para prever os riscos de incêndios florestais por meio da cartografia. No entanto, é necessário aprimorar o modelo incorporando novas variáveis e funções de pertinência, para assim obter resultados ainda

mais precisos. Foi observado que 95% da bacia hidrográfica apresenta risco muito baixo a baixo a incêndios florestais, enquanto apenas 5% possui risco de incêndio florestal de médio a muito alto.

Com base nos resultados apresentados, os órgãos responsáveis pelo combate aos incêndios florestais, como IBAMA e INPE, têm a capacidade de empregar a metodologia desenvolvida no presente estudo para realizar planos de gestão contra incêndios, visando prevenir ou minimizar os impactos, com foco na proteção dos seres vivos e do ecossistema.

REFERÊNCIAS

- Abedi Gheshlaghi, H.; Feizizadeh, B.; Blaschke, T. GIS-based forest fire risk mapping using the analytical network process and Fuzzy logic. *Journal of Environmental Planning and Management*, v. 63, n. 3, p. 481–499, 2020. <https://econpapers.repec.org/scripts/redirector.php?u=http%3A%2F%2Fhdl.handle.net%2F10.1080%2F09640568.2019.1594726;h=repec:taf:jenpmg:v:63:y:2020:i:3:p:481-499>
- Almeida, J. G.; Mattos, J. S. A dinâmica da produção de soja no município de Brejo (MA) e seus reflexos na produção agrícola camponesa. *Revista de Geografia Agrária*, v. 11, n. 24, p. 374-399, 2016. <https://doi.org/10.14393/RCT112416>
- 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, n. 6, p. 711–728, 2013. <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>
- Alves, D.S. Sistemas de informação geográfica. In: *Simpósio Brasileiro de Geoprocessamento*, São Paulo, 1990. Anais. São Paulo: Edusp, p. 66-78, 1990.
- Andrade, C. F.; Ribeiro, G. A.; Gleriani, J. M.; Martins, M. C.; Uso de fotografias aéreas não convencionais e SIG na elaboração de mapas de risco de incêndios florestais. *Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR*, Curitiba, PR, Brasil, p.7919, 2011.
- Anticona, A. V; Zúñigaa, 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*, n.12, p. 353–368, 2023. <http://dx.doi.org/10.5267/j.dsl.2023.1.002>
- Argañaraz, J. P.; Slate, G. G.; Zak, M.; Landi, M. A.; Bellis, L. M. Human and biophysical drivers of fires in Semiarid Chaco mountains of Central Argentina. *Sci Total Environ*, v. 520 p.1-12, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.02.081>
- Assis, F. R. V.; De Mendonça, I. F. C.; Da silva, J. E. R.; Lima, J. R. Uso de geotecnologias na locação espacial de torres para detecção de incêndios florestais no semiárido nordestino. *Revista Floresta*, v. 44, n. 1, p. 133-142, 2014. <http://www.bibliotecaflorestal.ufv.br/handle/123456789/14636>

- Biazatti, L. D. Zoneamento de risco de ocorrência de incêndios florestais na Floresta Nacional do Rio Preto e sua Zona de Amortecimento. Monografia (Engenharia Florestal) Universidade Federal do Espírito Santo. Jerônimo Monteiro, ES, p. 47, 2019
- Borges, T. S.; Fiedler, N. C.; Santos, A. R.; Loureiro, E. B.; Mafia, R. G. Desempenho de Alguns Índices de Risco de Incêndios em Plantios de Eucalipto no Norte do Espírito Santo. *Floresta e Ambiente*, v. 18 n. 2, p.153-159, 2011. <http://dx.doi.org/10.4322/loram.2011.033>
- Camargo, L. S.; Silva, W. A.; Amaral, S. S.; Silva, A. P.; Ferreli, T.; Silva, M. P. D. Mapeamento de Áreas Susceptíveis a Incêndios Florestais do Município de Petrópolis – RJ. *Anuário do Instituto de Geociências*, v.42, n. 1, 2019. https://doi.org/10.11137/2019_1_630_641
- Canzian, W. P.; Fiedler, N. C.; Pezzopane, J. E. M.; Oliveira, C. H. R.; Silva, E. C. G. Análise de causa e influência de elementos meteorológicos em ocorrências de incêndios em florestas de produção. *Ciência Florestal*, v. 30, n. 3, p. 835–844, 2020. <https://doi.org/10.5902/1980509837802>
- Chandler, C.; Cheney, P.; Thomas, P.; Trabaud, L.; Williams, D. *Fire in forestry: forest fire behavior and effects*. New York: J. Wiley & Sons, 1983, 289p.
- Chang, Y.; Zhiliang, Z.; Rencang, B.; Yuehui, L.; Yuanman, H. Environmental controls on the characteristics of mean number of forest fires and mean forest area burned (1987-2007) in China. *Forest Ecology and Management*, v. 356 p.13-21, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.07.012>
- Chuvieco, E. Congalton, R. G. Application of remote sensing and geographic information systems to fire hazard mapping. *Remote Sensing of Environment*, n. 29, p. 147-159, 1989. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90023-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90023-0)
- CODEVASF/IBGE **Munim**, 2020. Disponível: <https://www.codevasf.gov.br/area-de-atuacao/bacia-hidrografica/munim>. Acesso: 17 set. de 2023.
- Curty, T. A. Método de Análise Hierárquica Aplicado ao Mapeamento do Risco de Ocorrência de Incêndios Florestais no Estado do Espírito Santo, Brasil. Monografia apresentada ao Departamento de Engenharia Florestal do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como requisito

parcial para obtenção do título de Engenheira Florestal. Orientador: Dr. Alexandre Rosa dos Santos, p. 38, 2023.

- Espíndola, M. Á. C.; Rodríguez Trejo, D. A. R.; Villanueva Morales, A.; Santillán Pérez, J. Factores sociales de uso del suelo y vegetación asociados a los incendios forestales en Hidalgo. *Revista mexicana de ciencias forestales*, v. 8, n.41, p.139-163, 2017. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v8i41.29>
- De La Rosa, J. M.; Jiménez- Morillo, N. T.; González- Pérez, J. A.; Gonzalo, A.; Vieira, D.; Knicker, H. E.; Keizer, J. Mulching-induced preservation of soil organic matter quality in a burnt eucalypt plantation in central Portugal. *Journal of Environmental Management*, v. 231, p. 1135– 1144, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2018.10.114>
- Eugenio, F. C.; Santos, A. R.; Fiedler, N. C.; Ribeiro, G. A.; Silva, A. G.; Santos, A. B.; Paneto, G. G.; Schettino, V. R. Applying GIS to develop a model for forest fire risk: A case study in Espírito Santo, Brazil. *J Environ Manage*, v.173, p. 65-71, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.02.021>
- Eugenio, F.C.; Santos, A.R.; Pedra, B.D.; Macedo Pezzopane, J. E.; Mafia, R. G.; Loureiro, E.B.; Martins, L.D.; Saito, N.S. Causal, temporal and spatial statistics of wildfires in areas of planted forests in Brazil. *Agricultural and Forest Meteorology*, 266–267, 157–17, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2018.12.014>
- Feizizadeh, B. Blaschke, T. Roodposhti, M. S. Integrating GIS based fuzzy set theory in multicriteria evaluation methods for landslide susceptibility mapping *International Journal of Geoinformatics*, v. 9, 2013.
- Ferreira, A. J. D.; Alegre, S.P.; Coelho, C.O.A.; Shakesby, R. A.; Páscoa, F. M.; Ferreira, C. S. S. Strategies to prevent forest fires and techniques to reverse degradation processes in burned areas. *Catena*, v. 128 p. 224-237, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2014.09.002>
- Fiedler, N. C. et al. Causas dos incêndios florestais. In: Fiedler, N. C.; Sant’anna, C. De M.; Ramalho, A. H. C. (Eds.). *Incêndios Florestais*. 1. ed. Jerônimo Monteiro - ES: UFES, 2020. p. 55– 64
- Fombuena, A. Unmanned Aerial Vehicles and Spatial Thinking: Boarding Education with Geotechnology And Drones. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, v. 5, n. 3, p. 8–18, 2017. <https://doi.org/10.1109/MGRS.2017.2710054>

- Gaspar, R. B. O eldorado dos gaúchos: deslocamento de agricultores do Sul do País e seu estabelecimento no Leste Maranhense. São Luís: EDUFMA, 2013.
- Guimarães, P. P.; Botrel, R. T.; Medeiros, H. L. S.; Costa, J. R.; Souza, M. R. Ocorrências de incêndios urbanos e florestais em Mossoró/RN. *Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais*, v. 10, n. 6, p. 43–49, 2019. <http://doi.org/10.6008/CBPC2179-6858.2019.006.0005>
- Halofsky, J. E.; Peterson, D. L.; Harvey, B. J. Changing wildfire, changing forests: the effects of climate change on fire regimes and vegetation in the Pacific Northwest, USA. *Fire Ecology*, v. 16, n. 4, p. 1–26, 2020. <http://dx.doi.org/10.1186/s42408-019-0062-8>
- Hendes, E. R.; Follador, F. A. C.; Andres, J. Estudo de correlação entre o uso e coberturada terra com a temperatura de superfície registrada pelo satélite Landsat 8. *Sociedade e Natureza*, v.32, p. 42828, 2020. <https://doi.org/10.14393/SN-v32-2020-42828>
- Herawati, H.; Santoso, H. Tropical forest susceptibility to and risk of fire under changing climate: a review of fire nature, policy and institutions in Indonesia. *Forest Policy and Economics*, v. 13 p. 227-233, 2011. <http://dx.doi.org/10.1016/j.forpol.2011.02.006>
- IMESC - Instituto Maranhense de Estudos Socioeconômicos Cartográficos. Relatório Técnico de Recursos Hídricos Superficiais: hidrografia e hidrologia do Zoneamento Ecológico Econômico do Estado do Maranhão (ZEE) - Etapa Bioma Amazônico. São Luís, 96p, 2019.
- Juvanhol, R. S. Modelagem da vulnerabilidade à ocorrência e propagação de incêndios florestais, 2014. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo, Jerônimo Monteiro, ES, 2014.
- Juvanhol, R. S.; Fiedler, N. C.; Santos A. R.; Silva, D. F.; Omena, M. F.; Eugenio, F. C.; Pinheiro, J. G. P.; Filho Ferraz, A. C. Gis and fuzzy logic applied to modelling forest fire risk. *An Acad Bras Cienc*, v. 93, 2021. <https://doi.org/10.1590/0001-3765202120190726>
- Kamran, K. V. Omrani, K. Khosroshahi, S. S. Forest Fire Risk Assessment Using Multi-Criteria Analysis: A Case Study Kaleybar Forest. *International Conference on*

- Agriculture, Environment and Biological Sciences, p. 30–33, 2014.
<http://dx.doi.org/10.17758/IAAST.A0614060>
- Lira, K. C. S.; Francisco, H. R.; Feiden, A. Classification of environmental fragility in watershed using Fuzzy logic and AHP method. *Sociedade & Natureza*, v. 34, p. e62872, 2022. <https://doi.org/10.1590/S0103-65132014005000005>
- Maffioletti, F. D.; Ramalho, A. H. C.; Paes, J. B.; Fiedler, N. C. Influência da cobertura vegetal na temperatura da superfície em cidade pouco urbanizada. *Agropecuária Científica no Semiárido*, v. 17, n. 3, p. 161–168, 2021.
<http://dx.doi.org/10.30969/acsa.v17i3.1311>
- MCMaster, Robert. In Memoriam: George F. Jenks (1916-1996). *Cartography and Geographic Information Systems*, [S. l.], v. 24, n. 1, p. 56–59, 1997.
<https://doi.org/10.1559/152304097782438764>
- MARANHÃO. **Bacia hidrográficas e climatologia do Maranhão**. São Luís, MA. Núcleo Geoambiental, 2016. Disponível:
<https://www.nugeo.uema.br/upnugeo/publicacoes/Bacias%20Hidrogr%C3%A1fic as%20e%20Climatologia%20-%20MA>. Acesso: 17 set. de 2023.
- MAPBIOMAS. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/downloads/>. Acesso em: 06 de outubro de 2023.
- Mendes, J. J. **Gestão dos recursos hídricos na bacia hidrográfica do Rio Munim – MA**. 2022, 102p. Tese (Doutorado em Ciências Ambientais). Universidade Estadual de São Paulo (Unesp) - Instituto de Ciência e Tecnologia, Sorocaba, 2022.
<http://hdl.handle.net/11449/239315>
- Moreira, P. A. G.; Mendes, T. A.; Santos, D. F. Avaliação de locais potenciais para instalação de torres de observação para prevenção de risco de incêndios florestais. *Ciência Florestal*, v. 30, n.4, 1266–1282, 2020
<https://doi.org/10.5902/1980509839686>
- Mota, P. H. S.; Rocha, S. J. S. S.; Castro, N, L, M.; Marcatti, G. E.; França, L. C. J.; Schettini, B. L. S.; Villanova, P, H.; Santos, H. T.; Santos, A. L. Forest fire hazard zoning in Mato Grosso State, Brazil. *Land Use Policy*, v. 88, p. 104206, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104206>
- Oliveira, A. L. S. de. Centro de Tecnologia e Geociências Modelagem Espacial de

Predição de Riscos de Incêndios com Lógica Fuzzy, Comparação e Validação
Orientador: Prof .Dr . Marcelo Antônio Nero André Luiz Sá de Oliveira
MODELAGEM ESPACIAL DE PREDIÇÃO DE RISCOS DE INCÊNDIO. p. 178,
2013

Oliveira, A. L. S.; Nero, M. A.; Júnior Tavares, J. R.; Candeias, A. L. B.; Nóbrega, R. A.
A. Comparação e validação da modelagem espacial de riscos de incêndios
considerando diferentes métodos de predição modelagem espacial de predição de
riscos de incêndio. *Bulletin of Geodetic Science*, v.23, n. 4, p.556-577, 2017.
<https://doi.org/10.1590/S1982-21702017000400037>

Oliveira, V. F. R., Silva, E.R.S., Silva, B. H. M., Vick, E.P., Lima, C.G.R., Bacani, V. M.
Geoprocessamento aplicado ao mapeamento de risco a incêndios. *Revista Brasileira
de Geografia Física*, v.13, p. 1194-1212, 2020.
<https://doi.org/10.26848/rbgf.v13.3.p1194-1212>

Peche, R.; Rodriguez, E. Environmental impact assessment procedure: A new approach
based on fuzzy logic, *Environmental Impact Assessment Review*, v.29, p.275– 283,
2009. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2009.01.005>

Prudente, T. D. Risco integrado de incêndio florestal em áreas de Cerrado: contribuições
metodológicas. 2016. 130f. Tese (Doutorado em Geografia) - Universidade Federal
de Uberlândia, Uberlândia - MG, 2016.

Ramalho, A. H. C. Modelagem geotecnológica de predição, prevenção, detecção e
combate a incêndios florestais. 2022. 118p. Tese (Doutorado em Ciências
Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias
e Engenharias, Jerônimo Monteiro - ES, 2022.

Ramalho, A. H. C. Zoneamento de áreas potenciais para implantação de fomento florestal
no estado do Espírito Santo por meio de lógica Fuzzy. 2020. 63f. Dissertação
(Mestrado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Espírito Santo –
Departamento de Ciências Florestais e da Madeira, Jerônimo Monteiro - ES, 2020.

Ramalho, A. H. C.; Silva, E. F.; Silva, J. P. M.; Fiedler, N. C.; Maffioletti, F. D.; Biazatti,
L. D.; Moreira, T. R.; Juvanhol, R. S.; Santos, A. R. Allocation of water reservoirs
to fight forest fires according to the risk of occurrence. *Journal of environmental
management*, v. 296, p. 113122, 2021a.
<https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.113122>

- Ramalho, A. H. C.; Santos A. R.; Fiedler, N. C.; Biazzati, L. D. Zoneamento de Risco de Ocorrência de Incêndios Florestais-Passo a- Passo. 1º ed. Jerônimo Monteiro, ES: Os editores p, 74, 2021b.
- Rosa, H. A.; Filho, R. F. F. Influência da vegetação na temperatura da superfície em áreas urbanas por meio de imagens do satélite Landsat 8. *Engineering and Science*, v. 12, n. 2, 2023. <https://doi.org/10.18607/ES20231215245>
- Rosendo, E. E. Q. Vulnerabilidade à seca nas regiões semiárida brasileira e portuguesa: uma avaliação baseada em lógica fuzzy, Tese (Doutorado em Geografia), Universidade do Porto, Portugal, 2019.
- Sari, F. Forest fire susceptibility mapping via multi-criteria decision analysis techniques for Mugla, Turkey: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *Forest Ecology and Management*, v. 480, p. 118644, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118644>
- Sant'anna, C. M.; Ramalho, A. H. C. (Eds.). Incêndios Florestais. 1. ed. Jerônimo Monteiro - ES: UFES, p. 55–64, 2020.
- Santos, A. R.; Parteline, E. M.; Fieldler, N. C.; Ribeiro, C. A. A. S.; Lorenzon, A. S.; Domingues, G. F.; Marcatti, G. E.; Castro, N. L. M.; Branco, T. R.; Santos, G. M. A. D. A.; Juvanhol, R. S. Fuzzy logic applied to prospecting for areas for installation of wood panel industries. *Journal of Environmental Management*, v. 193, p. 345–359, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2017.02.049>
- Santos, J. F.; Soares, R. V.; Batista, A. C. Perfil dos incêndios florestais no Brasil em áreas protegidas no período de 1998 a 2002. *Floresta*, v. 36, n. 1, p. 93– 100, 2006. <http://dx.doi.org/10.5380/rf.v36i1.5510>
- Santos, A. R.; Ribeiro, C. A. S.; Peluzio, T. M. O.; Peluzio, J. B. E.; Queiroz, V. T.; Branco, E. R. F.; Lorenzon, S. A.; Domingues, G. F et al. Geotechnology and landscape ecology applied to the selection of potential forest fragments for seed harvesting. *Journal of Environmental Management*, v. 183, p. 1050–1063, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2016.09.073>
- Silva, R. O.; Araújo, T. C.; Silva, R. O.; Silva, C. A. A. C.; Oliveira, A. K. S.; Oliveira, K. A. Sensoriamento remoto na detecção e análise de focos de calor na bacia hidrográfica do Rio Munim. *Revista Cerrados*, v. 18, n. 1, p. 373-388, 2020. <https://doi.org/10.46551/rc24482692202006>

- Soares Neto, G. B.; Bayma, A. P.; Faria, K. M.; Oliveira, E. G. D. E.; Menezes, P. H. B. J. Risco de incêndios florestais no Parque Nacional de Brasília. Brasil. Territorium [Online] v.23, p.161-170, 2016. http://dx.doi.org/10.14195/1647-7723_23_13
- Soto, M. E. C. The identification and assessment of areas at risk of forest fire using fuzzy methodology. Applied Geography. v.15, p. 199-207, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.07.001>
- Souza, C. M.; JR.; Shimbo, J.; Rosa, M. R.; Parente, L. L. et. al. Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. Remote Sens, v. 12, p. 2735, 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12172735>
- Torres, F. T. P.; Lima, G. S.; Martins, S. V.; Reis, B. P. Use of Geographic Information Systems in forest fires mapping in Southeastern of Brazil. Australian Journal of Basic and Applied Sciences, v. 10, n. 16, p. 28–35, 2016.
- Torres, F. T. P.; Roque, M. P. B.; Lima, G. S.; Martins, S. V.; Farias, A. L. L. Mapeamento do risco de incêndios florestais utilizando técnicas de geoprocessamento. Floresta e Ambiente, v. 24, p. e00025615, 2017. <https://doi.org/10.1590/2179-8087.025615>
- Torres, F. T. P.; Torres, C. M. M. E.; Lima, G. S.; Martins, S. V.; Mendes, A. E. O.; Padovani, M. T.; Siqueira, R. G.; Moreira, G. F.; Valverde, S. R. Análise do perfil dos incêndios florestais no Parque estadual da serra do Brigadeiro e Entorno (MG). Ciência Florestal, v. 28, n. 3, p.1008–1021, 2018. <https://doi.org/10.5902/1980509833384>
- Vettorazzi, C. A.; Ferraz, S. F. B. Uso de sistemas de informações geográficas aplicados à prevenção e combate a incêndios em fragmentos florestais. Série Técnica IPEF, v. 12, n. 32, p. 111-115, 1998.
- Vilchis-Francés, A.Y.; Díaz-Delgado, C.; Magaña-Lona, D.; Bâ, K.M.; Gómez-Albores, M. Á. Territorial modeling for danger of wildfires with daily prediction in the Balsas River basin Modelado espacial para peligro de incendios forestales con predicción diaria en la cuenca del Río Balsas. Agrociencia, 49, p.803–820, 2015. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S140531952015000700008&lng=es&nrm=iso

- Wu, Z.; He, H. S.; Yang, J. Liua, Z.; Liang, Y. Relative effects of climatic and local factors on fire occurrence in boreal forest landscapes of northeastern China. SciTotal Environ, v. 493, p. 472-480, 2014. doi: [10.1016/j.scitotenv.2014.06.011](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.06.011)
- Wu, Z.; He, H. S.; Yang, J.; Liua, Z.; Liang, Y. Defining fire environment zones in the boreal forests of northeastern China. Sci Total Environ v. 518-519, p.106-116, 2015. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.02.063>