

Centro de Estudos e Pesquisas em Defesa Civil

Mapeamento do risco de incêndios em vegetação no estado do Rio de Janeiro



Ten Cel BM Marcelo Luciano Vieira¹
Maj BM Márglory Fraga de Carvalho²
Subten BM Marcos Paulo Dias da Silva³
1º Sgt BM Sergio Ovidio Wermelinger Goulart⁴
2º Sgt BM Leandro de Souza Camargo⁵

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
(Câmara Brasileira do Livro, SP, Brasil)

Sistema de gestão integrada de riscos e desastres
[livro eletrônico] : mapeamento do risco de
incêndios em vegetação no Estado do Rio de
Janeiro / Leandro de Souza Camargo ...
[et al.]. -- Rio de Janeiro : Superintendência
Operacional de Defesa Civil, 2026. --
(Incêndio em vegetação)
PDF

Outros autores: Marcelo Luciano Vieira, Márglory
Fraga de Carvalho, Marcos Paulo Dias da Silva, Sérgio
Ovidio Wermelinger Goulart
"Centro de Estudos e Pesquisas em Defesa Civil."
Bibliografia
ISBN 978-65-985812-7-5

1. Administração de risco 2. Defesa civil 3.
Desastres ambientais 4. Incêndios - Combate 5.
Incêndios - Prevenção 6. Inteligência 7. Vegetação
I. Camargo, Leandro de Souza. II. Vieira, Marcelo
Luciano. III. Carvalho, Márglory Fraga de. IV. Silva,
Marcos Paulo Dias da. V. Goulart, Sérgio Ovidio
Wermelinger. VI. Série.

26-385212.0

CDD-634.961831

Índices para catálogo sistemático:

1. Mapeamento de risco : Rio de Janeiro : Engenharia
florestal 634.961831

Maria Alice Ferreira - Bibliotecária - CRB-8/7964

Titulação

¹ Ten Cel BM – PhD, FIOCRUZ

² Maj BM – PhD, UNIRIO

³ Sub Ten BM – Esp, ANA

⁴ 1º Sgt BM – MSc, PUC – RJ

⁵ 2º Sgt BM – MSc. UFRJ



Sumário

08 RESUMO

09 1. INTRODUÇÃO

- 09 1.1 O problema global dos incêndios em vegetação
- 10 1.2 Estado da arte: modelagem espacial, SIG e sensoriamento remoto
- 10 1.3 A lacuna identificada na literatura internacional
- 12 1.4 Referencial conceitual: o risco como produto de ameaça, exposição e vulnerabilidade
- 12 1.5 O contexto do Estado do Rio de Janeiro
- 14 1.6 Lacuna científica
- 14 1.7 Objetivos e hipótese
 - 14 1.7.1 Objetivo geral
 - 14 1.7.2 Objetivos específicos
 - 15 1.7.3 Hipótese

17 2. MÉTODO

- 17 2.1 Área de estudo
- 19 2.2 Referencial conceitual e estrutura geral do modelo
- 21 2.3 Componente ameaça (hazard)
- 21 2.4 Componente exposição
- 22 2.5 Componente vulnerabilidade
- 23 2.6 Ponderação por Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy-AHP)
- 24 2.7 Integração dos componentes e classificação do risco
- 25 2.8 Procedimentos de validação
 - 25 2.8.1 Análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP
 - 25 2.8.2 Razão de Frequência (Frequency Ratio)
 - 26 2.8.3 Teste de Wilcoxon-Mann-Whitney
 - 26 2.8.4 Tamanho de efeito (Cliff's Delta)
 - 26 2.8.5 Autocorrelação espacial bivariada (Moran Global e BiLISA)

28	3. RESULTADOS
28	3.1 Ponderação dos Fatores
31	3.2 Exposição
31	3.3 Vulnerabilidade
32	3.4 Resultados em função das REDECs
33	3.5 Risco de Incêndio em Vegetação (RIV)
35	3.6 Resultados da validação
35	3.6.1 Análise de sensibilidade
35	3.6.2 Razão de Frequência
36	3.6.3 Teste de Wilcoxon e Cliff's Delta
36	3.6.4 Autocorrelação espacial bivariada (Moran e BiLISA)
39	4. DISCUSSÃO
39	4.1 O que a integração dos componentes revelou
40	4.2 O modelo é confiável? Convergência de cinco testes independentes
42	4.3 Implicações para políticas públicas e gestão do risco
42	4.4 Limitações do estudo
45	5. CONCLUSÃO
45	5.1 O que foi feito
45	5.2 O que foi descoberto
45	5.3 O que isso significa
47	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS



Índice de tabelas

- 18** Tabela 1. Distribuição das Regionais de Defesa Civil (REDEC) por área (km²) e população do ERJ.
- 22** Tabela 2. Estrutura de variáveis do componente Exposição.
- 23** Tabela 3. Estrutura de variáveis do componente Vulnerabilidade.
- 24** Tabela 4. Conversão da escala fundamental de Saaty para números fuzzy triangulares utilizados nas comparações paritárias.
- 29** Tabela 5. Matriz de comparação paritária baseada em elementos fuzzy triangulares para o componente Exposição (CR = 0,076).
- 29** Tabela 6. Matriz de comparação paritária baseada em elementos fuzzy triangulares para o componente Vulnerabilidade (CR = 0,068).
- 30** Tabela 7. Pesos finais normalizados (w_i) dos componentes de Exposição e Vulnerabilidade.
- 33** Tabela 8. Médias ponderadas dos índices de Exposição e Vulnerabilidade por REDEC.
- 35** Tabela 9. Resultados da análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP (pior cenário por variável, entre variações de $\pm 10\%$, $\pm 20\%$ e $\pm 30\%$).
- 36** Tabela 10. Distribuição das áreas queimadas observadas em 2024 e valores de FR por classe do RIV.
- 37** Tabela 11. Distribuição das frequências de células por classe de cluster BiLISA.

Índice de figuras

- 17** **Figura 1.** Mapa de Localização do ERJ. Fonte: Autores
- 20** **Figura 2.** Síntese do fluxo metodológico do Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV), integrando Ameaça, Exposição e Vulnerabilidade. Fonte: Autores.
- 31** **Figura 3.** Mapa de Exposição a Incêndios em Vegetação no Estado do Rio de Janeiro. Fonte: Autores.
- 32** **Figura 4.** Mapa de Vulnerabilidade a Incêndios em Vegetação no Estado do Rio de Janeiro. Fonte: Autores.
- 34** **Figura 5.** Mapa de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV) no Estado do Rio de Janeiro, com sobreposição das cicatrizes de queimadas de 2024 (INEA). Fonte: Autores.
- 36** **Figura 6.** (A) Diagrama de dispersão de Moran Bivariado entre a classificação do RIV e as cicatrizes de queimadas defasadas espacialmente (lag); (B) distribuição de referência da estatística de Moran sob 999 permutações aleatórias, com o valor observado. Fonte: Autores
- 37** **Figura 7.** Mapa de clusters BiLISA (Moran Bivariado) entre a classificação do RIV e as cicatrizes de queimadas de 2024, na grade regular de 5×5 km (999 permutações). Fonte: Autores, elaborado no GeoDa. Fonte: Autores





RESUMO

Os incêndios em vegetação constituem uma ameaça recorrente no Estado do Rio de Janeiro, produzindo impactos ambientais, sociais e econômicos que exigem abordagens integradas para avaliação do risco. A literatura internacional sobre o tema, contudo, permanece concentrada na modelagem da ameaça física, com os componentes de exposição e vulnerabilidade significativamente sub-representados (Mihajlovski & Zhiyanski, 2025). Este estudo teve como objetivo desenvolver e validar um Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV), estruturado a partir da aplicação do modelo multiplicativo de risco proposto pela UNDRR (2019), por meio da integração de indicadores de suscetibilidade, exposição e vulnerabilidade na escala de setores censitários. O componente de ameaça foi obtido a partir do modelo proposto por Camargo et al. (2022), enquanto os indicadores socioeconômicos foram extraídos do Censo Demográfico de 2022 e ponderados pelo método Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy-AHP). Os componentes foram integrados por álgebra de mapas em ambiente de Sistema de Informação Geográfica (SIG), gerando um modelo espacial contínuo de risco para o estado. Os resultados indicaram que 32,50% do território estadual (14.220,82 km²) foi classificado como de Alto risco e 45,75% (20.016,27 km²) como de Muito Alto risco, totalizando 78,26% da área (34.237,09 km²) nas categorias mais críticas. Em escala regional, a REDEC Noroeste apresentou a maior concentração relativa de setores censitários em Muito Alto risco (31,29%), resultado da convergência entre suscetibilidade ambiental e vulnerabilidade social elevadas — evidência de que a distribuição do risco não é explicada pela ameaça física isoladamente, mas por combinações distintas entre ameaça, exposição e vulnerabilidade que variam de território para território. O modelo foi validado por cinco procedimentos estatísticos e espaciais independentes: A análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP indicou estabilidade elevada do modelo (correlação de Pearson $> 0,993$ mesmo sob perturbação de $\pm 30\%$ nos pesos), a Razão de Frequência (FR) demonstrou associação positiva entre os registros observados de incêndios (INEA, 2024) e as classes mais elevadas do índice, com FR máximo de 1,58 na classe Muito Alta; essa associação foi corroborada por teste de Wilcoxon ($W = 15.751.858$; $p < 2,2 \times 10^{-16}$) e por tamanho de efeito grande pelo Cliff's Delta ($\delta = 0,752$; IC95%: 0,719–0,781); a autocorrelação espacial bivariada (Moran Global = 0,0408; $p = 0,001$) confirmou dependência espacial significativa entre o risco modelado e as queimadas observadas; e a análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP indicou estabilidade elevada do modelo (correlação de Pearson $> 0,993$ mesmo sob perturbação de $\pm 30\%$ nos pesos). Os resultados demonstram que a integração explícita entre suscetibilidade ambiental e indicadores socioespaciais, operacionalizando o conceito de risco da UNDRR em escala de setores censitários, permite identificar áreas prioritárias para prevenção, mitigação e planejamento territorial, respondendo a uma lacuna metodológica ainda pouco explorada na literatura nacional e internacional sobre incêndios em vegetação.

Palavras-chave: incêndios em vegetação; risco de desastres; ameaça; exposição; vulnerabilidade; Fuzzy-AHP; setores censitários.

1. INTRODUÇÃO

1.1 O problema global dos incêndios em vegetação

O fogo constitui um componente natural da dinâmica ecológica de diversos ecossistemas, especialmente em formações savânicas e em determinados ambientes florestais, desempenhando papel importante na regeneração da vegetação, na ciclagem de nutrientes e na manutenção da biodiversidade (Bond & Keeley, 2005; Pivello, 2011). Entretanto, quando sua frequência, intensidade ou extensão ultrapassam os limites históricos do regime natural, ou decorrem de ações antrópicas descontroladas, os incêndios em vegetação passam a representar importantes agentes de degradação ambiental, comprometendo a estrutura e o funcionamento dos ecossistemas, aumentando as emissões de gases de efeito estufa e produzindo impactos sobre populações, infraestrutura e atividades econômicas (Cochrane, 2003; Bowman et al., 2020; San-Miguel-Ayanz et al., 2021).

Esse quadro vem se agravando por três forças convergentes. A primeira abrange a maior frequência e intensidade de eventos meteorológicos extremos — ondas de calor, déficits hídricos prolongados e alterações no regime de chuvas — ampliando as janelas de inflamabilidade da vegetação (Bowman et al., 2020). A segunda é a expansão da ocupação humana sobre áreas naturais, que multiplica as fontes de ignição antrópica. A terceira, decorrente da anterior, é a intensificação das interfaces urbano-florestais (Wildland-Urban Interface, WUI) — zonas em que edificações se intercalam ou fazem fronteira direta com vegetação natural. A WUI é hoje reconhecida como uma das frentes de crescimento mais rápido do risco de incêndio no mundo: o mapeamento de Radeloff et al. (2018) mostrou que somente nos Estados Unidos essa interface cresceu de forma acelerada entre 1990 e 2010, elevando simultaneamente o número de pessoas expostas e a probabilidade de ignição humana, uma vez que a proximidade entre habitações e vegetação aumenta tanto a exposição de vidas e bens quanto a frequência de fontes de ignição acidentais ou negligentes (Radeloff et al., 2018; Parente et al., 2018). No Brasil, a ocorrência de incêndios em vegetação resulta da interação entre



fatores climáticos, características da cobertura vegetal e ações antrópicas relacionadas ao uso e ocupação da terra (De Araújo et al., 2012). No Estado do Rio de Janeiro, a sazonalidade climática, a fragmentação dos remanescentes de Mata Atlântica e a expansão da ocupação humana em áreas de interface urbano-florestal favorecem a ocorrência de incêndios e ampliam seus potenciais impactos sobre a população, os ecossistemas e os serviços essenciais (Sousa et al., 2010; Torres et al., 2016).

1.2 Estado da arte: modelagem espacial, SIG e sensoriamento remoto

Nas últimas décadas, os avanços do sensoriamento remoto, das geotecnologias e dos Sistemas de Informação Geográfica (SIG) impulsionaram o desenvolvimento de modelos espaciais voltados à avaliação de incêndios em vegetação. Séries históricas de focos de calor, índices espectrais de queima (como o dNBR) e algoritmos de aprendizado de máquina passaram a permitir a identificação, em escala fina, de áreas propensas à ignição e à propagação do fogo a partir de variáveis topográficas, climáticas, meteorológicas e de uso e cobertura da terra. Esses avanços consolidaram a modelagem da ameaça (hazard) — ou da suscetibilidade ambiental ao fogo — como um campo metodológico maduro, amplamente respaldado por literatura internacional e nacional.

Contudo, a evolução técnica da modelagem de ameaça não foi acompanhada, no mesmo ritmo, pela incorporação sistemática dos demais componentes que compõem o conceito de risco em sentido estrito. A maior parte dos estudos permanece concentrada na dimensão física do fenômeno, deixando em segundo plano a distribuição espacial da população, das infraestruturas e das condições sociais que determinam a magnitude dos impactos quando o fogo efetivamente ocorre.

1.3 A lacuna identificada na literatura internacional

Essa assimetria metodológica foi recentemente sistematizada por Mihajlovski e Zhiyanski (2025), em revisão sistemática envolvendo 112 estudos publicados entre 2015 e 2025. Os autores demonstraram três achados centrais para o presente trabalho. Primeiro, os métodos multicritério — particularmente o Analytic Hierarchy Process (AHP) — constituem a abordagem predominante empregada na modelagem da ameaça, evidenciando a maturidade técnica desse componente. Segundo, os componentes de exposição, vulnerabilidade e capacidade institucional permanecem sub-representados na literatura, restando como a fronteira menos explorada da avaliação de risco a incêndios. Terceiro, e mais relevante conceitualmente, os autores identificaram uma recorrente sobreposição entre os termos ameaça, suscetibilidade e risco: numerosos estudos rotulados como "avaliações de risco" representam, na prática, apenas a probabilidade espacial de ocorrência do incêndio — ou seja, tratam a ameaça como sinônimo do risco, omitindo os componentes de exposição e vulnerabilidade que o conceito de risco, em sua definição técnica, exige.

Essa tendência não é exclusiva da literatura mais antiga, ela se reproduz em estudos recentes desenvolvidos em contextos geográficos distintos, como Botswana (Mashaire et al., 2026), Índia (Yadav et al., 2026), China (Ni et al., 2026) e Brasil (Trinta et al., 2025), todos centrados na modelagem da ameaça, da suscetibilidade ou da frequência de incêndios.

A dissociação descrita por Mihajlovski e Zhiyanski (2025) fica ainda mais evidente quando se observa a literatura correlata sobre exposição e vulnerabilidade. Métodos consolidados de avaliação de vulnerabilidade social a desastres — como o Índice de Vulnerabilidade de Meios de Vida e os arcabouços do IPCC — vêm sendo aplicados com sofisticação crescente a outras ameaças ambientais, como enchentes e deslizamentos (Balakrishnan et al., 2025; Mann et al., 2026) e seca (Teyso et al., 2026), mas permanecem, até onde esta revisão identificou, praticamente não transferidos para a avaliação de risco de incêndios em vegetação. Do lado da exposição, a literatura específica sobre incêndio segue orientada majoritariamente à caracterização de regimes de fogo por tipo de cobertura da terra (Cano-Crespo et al., 2023), à modelagem preditiva de sua dinâmica espaço-temporal (Ribeiro et al., 2026) e a sistemas de detecção precoce (Aljaafari & Sorour, 2025) — contribuições valiosas para o componente de ameaça, mas que não constituem, em sentido estrito, avaliações da distribuição espacial de população e infraestrutura expostas, tal como definida pela UNDRR (2019). Ou seja: mesmo nas poucas frentes de pesquisa rotuladas como "vulnerabilidade" ou "exposição" adjacentes ao tema de incêndios, raramente a aplicação recai sobre o fogo em vegetação, e raramente a exposição é tratada como a distribuição de elementos passíveis de dano, e não como uma propriedade do próprio regime de fogo.

Existem, é verdade, exceções que demonstram a viabilidade técnica da integração. Chuvieco et al. (2014), por exemplo, propuseram um sistema de avaliação de risco de incêndio que combina explicitamente o potencial de ignição e propagação do fogo com a vulnerabilidade dos elementos passíveis de dano, evidenciando que a integração entre ameaça e vulnerabilidade é tecnicamente viável e já foi demonstrada em contextos específicos. Casos como esse permanecem, contudo, minoritários frente ao volume de estudos identificados por Mihajlovski e Zhiyanski (2025), raramente incorporam a exposição como terceiro componente explícito ou operam na escala socioespacial fina — como o setor censitário — necessária para subsidiar decisões operacionais de defesa civil. O resultado geral, portanto, é uma literatura internacional tecnicamente robusta na modelagem da ameaça, com precedentes pontuais de integração entre ameaça e vulnerabilidade, mas ainda incipiente na operacionalização conjunta e sistemática das três dimensões do risco definidas pela UNDRR.

1.4 Referencial conceitual: o risco como produto de ameaça, exposição e vulnerabilidade

A lacuna identificada por Mihajlovski e Zhiyanski (2025) converge com o marco conceitual estabelecido pelo Escritório das Nações Unidas para a Redução do Risco de Desastres (UNDRR, 2019), segundo o qual o risco de desastre não é uma propriedade exclusiva do fenômeno físico, mas resulta da interação entre três dimensões distintas e mutuamente necessárias, expressa pela Fórmula 1:

$$R = H \times E \times V$$

em que R representa o risco; H (Hazard) representa a ameaça, ou seja, a possibilidade de ocorrência de um fenômeno potencialmente danoso, em função de suas condicionantes físicas; E representa a exposição, isto é, a distribuição espacial da população, das edificações, das infraestruturas e dos demais elementos passíveis de serem afetados; e V representa a vulnerabilidade, que expressa as condições sociais, econômicas, demográficas e ambientais que determinam a suscetibilidade desses elementos aos impactos do evento e sua capacidade de resposta e recuperação.

A opção pela forma multiplicativa, em vez da soma ponderada dos três componentes, não é uma escolha estatística arbitrária. Ela traduz a proposição conceitual da UNDRR (2019) de que o risco tende a zero sempre que qualquer uma de suas dimensões se aproxima de zero. Uma área de altíssima suscetibilidade ambiental ao fogo, mas totalmente desabitada e sem infraestrutura (exposição nula), não representa perigo relevante à Defesa Civil. Da mesma forma, uma área intensamente ocupada e vulnerável, mas sem condições físicas de propagação das chamas (ameaça nula), tampouco configura risco de incêndio. Essa lógica de interdependência, oposta à compensação aditiva entre componentes, distingue a avaliação de risco da simples análise de ameaça, sendo exatamente essa a distinção que a literatura internacional, segundo Mihajlovski e Zhiyanski (2025), costuma negligenciar.

1.5 O contexto do Estado do Rio de Janeiro

No Estado do Rio de Janeiro, uma sequência consistente de estudos vem aprimorando a representação espacial da ameaça por meio da modelagem da suscetibilidade a incêndios em vegetação. Fernandes et al. (2011) desenvolveram uma das primeiras avaliações geoecológicas de suscetibilidade para o estado, seguida pelos trabalhos de Camargo et al. (2019), voltados ao município de Petrópolis, e posteriormente consolidados em escala estadual por Camargo et al. (2022). O modelo desses últimos, construído a partir de sete variáveis físicas ponderadas por AHP e validado com focos de calor observados entre 2003 e 2017, constitui a base do componente de ameaça empregado neste estudo. Paralelamente, pesquisas fundamentadas em séries históricas de focos de calor e na dinâmica da cobertura florestal, como as de Santos Clemente et al. (2017) e Freitas et al. (2020), ampliaram a compreensão dos padrões espaço-temporais dos incêndios e de seus efeitos

sobre os remanescentes de Mata Atlântica fluminenses. Mais recentemente, Bruno, Deus e Fernandes (2025) mapearam a suscetibilidade a incêndio nas áreas verdes do município do Rio de Janeiro, combinando por álgebra de mapas seis fatores condicionantes (cobertura vegetal e uso do solo, curvatura horizontal, declividade, orientação de vertentes, precipitação e proximidade à área urbana), identificando a predominância de suscetibilidade média no município e destacando a ARIE Floresta da Posse, em Campo Grande, como área de suscetibilidade média-alta com queimadas recorrentes.

Esse conjunto de pesquisas ilustra o padrão descrito na Seção 1.3. Mesmo o estudo mais recente sobre a capital (Bruno et al., 2025), embora inclua a proximidade a áreas urbanas entre suas variáveis, trata esse fator apenas como um condicionante físico da propagação do fogo, e não como uma medida da população, edificações ou equipamentos efetivamente expostos, tampouco pondera a vulnerabilidade social desses elementos. Ou seja, a literatura fluminense mais recente e detalhada em escala (mapeamento intramunicipal) permanece restrita à dimensão da ameaça, reproduzindo no âmbito local a lacuna identificada por Mihajlovski e Zhiyanski (2025) na literatura internacional.

Embora essas contribuições tenham fortalecido o conhecimento sobre a ameaça no território fluminense e fornecido subsídios essenciais ao monitoramento e à prevenção, permanecem centradas na dimensão física do fenômeno. A incorporação sistemática de indicadores de exposição e



vulnerabilidade em modelos espaciais de risco, sobretudo em escalas capazes de refletir as heterogeneidades intraurbanas, ainda é incipiente.

Essa limitação ganha relevância especial diante do potencial do setor censitário como unidade de análise. Ao contrário de abordagens agregadas em escala municipal, o setor censitário permite mapear a distribuição detalhada da população e de suas características socioeconômicas, atenuando distorções decorrentes da generalização espacial e apontando, com maior precisão territorial, as áreas prioritárias para ações de defesa civil.

1.6 Lacuna científica

Não foram identificados, na literatura consultada, estudos para o Estado do Rio de Janeiro que integrem explicitamente um modelo espacial de ameaça derivado da suscetibilidade ambiental com indicadores censitários de exposição e vulnerabilidade, na escala de setores censitários, para a construção de um índice de risco de incêndios em vegetação fundamentado no arcabouço conceitual da UNDRR (2019).

1.7 Objetivos e hipótese

1.7.1 Objetivo geral

Desenvolver e validar um modelo espacial de risco de incêndios em vegetação para o Estado do Rio de Janeiro, operacionalizando o conceito da UNDRR (2019) mediante a integração entre o componente de ameaça (suscetibilidade ambiental) e indicadores socioeconômicos de exposição e vulnerabilidade mapeados na escala de setores censitários.

1.7.2 Objetivos específicos

Construir índices de exposição e de vulnerabilidade a partir de dados do Censo Demográfico de 2022 (IBGE), ponderados pelo método Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy-AHP);

Integrar os componentes de ameaça, exposição e vulnerabilidade por álgebra de mapas em ambiente SIG, consolidando o Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV);

Validar o modelo resultante por meio de procedimentos estatísticos e espaciais independentes, utilizando registros observados de cicatrizes de queimadas de 2024 (INEA);

Avaliar a robustez do modelo frente a variações nos pesos dos critérios (análise de sensibilidade) e frente ao Problema da Unidade de Área Modificável (padronização territorial em grade regular);

Identificar padrões regionais de risco que possam subsidiar a priorização de ações de prevenção, monitoramento e planejamento territorial por órgãos de defesa civil.

1.7.3 Hipótese

A hipótese que orienta este trabalho é a de que a ameaça ambiental, isoladamente, é insuficiente para explicar a distribuição espacial do risco de incêndios em vegetação. O risco final decorre da combinação não redundante entre suscetibilidade ambiental, exposição e vulnerabilidade, de sorte que um mesmo nível de risco pode emergir por caminhos distintos, seja por predominância da ameaça, da exposição e vulnerabilidade, ou pela convergência de ambas, conforme as especificidades locais. Em tese, territórios sob ameaça semelhante podem diferir quanto ao risco final por efeito das variáveis socioespaciais.



ÁREAS DE ALTA
INCIDÊNCIA DE
INCÊNDIO

Cacato

Alta
Incidência

Gorensho

Sse Janeiro

Gultorra

Co Aune

Bencos

LOCAIS DE
INTERVENÇÃO

DEFESA CIVIL
ESTADO DO RIO DE JANEIRO

RIO DE JANEIRO

BOREMANA

Maaovionalma

JABUADUS

FABOENA

LORRAO

Rarrefeia

2. MÉTODO

2.1 Área de estudo

A área de estudo compreende o Estado do Rio de Janeiro (ERJ), localizado na Região Sudeste do Brasil, entre as latitudes 20°45'S e 23°22'S e as longitudes 40°57'W e 44°53'W. O estado possui área aproximada de 43.750 km² e população estimada em 16,1 milhões de habitantes, distribuída em 92 municípios, segundo o Censo Demográfico de 2022 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). O clima é predominantemente tropical úmido, com estação seca definida entre o outono e o inverno, período em que o déficit hídrico e a redução da umidade relativa favorecem a ocorrência de incêndios em vegetação. A cobertura vegetal é dominada por remanescentes fragmentados de Mata Atlântica, intercalados por pastagens, agricultura e áreas de expansão urbana, configurando extensas interfaces urbano-florestais ao longo do território.

Para fins de análise regional e interpretação dos resultados, adotou-se a divisão territorial utilizada pela Secretaria de Estado de Defesa Civil do Rio de Janeiro (SEDEC-RJ), estruturada em onze Regiões de Defesa Civil (REDEC): Baixada Fluminense, Baixada Litorânea, Costa Verde, Capital, Metropolitana, Noroeste, Norte, Serrana I, Serrana II, Sul I e Sul II (Silva et al., 2021). Essa regionalização é amplamente utilizada no planejamento operacional e na coordenação de ações de prevenção, preparação e resposta a desastres no estado, como sumarizado na Tabela 1.

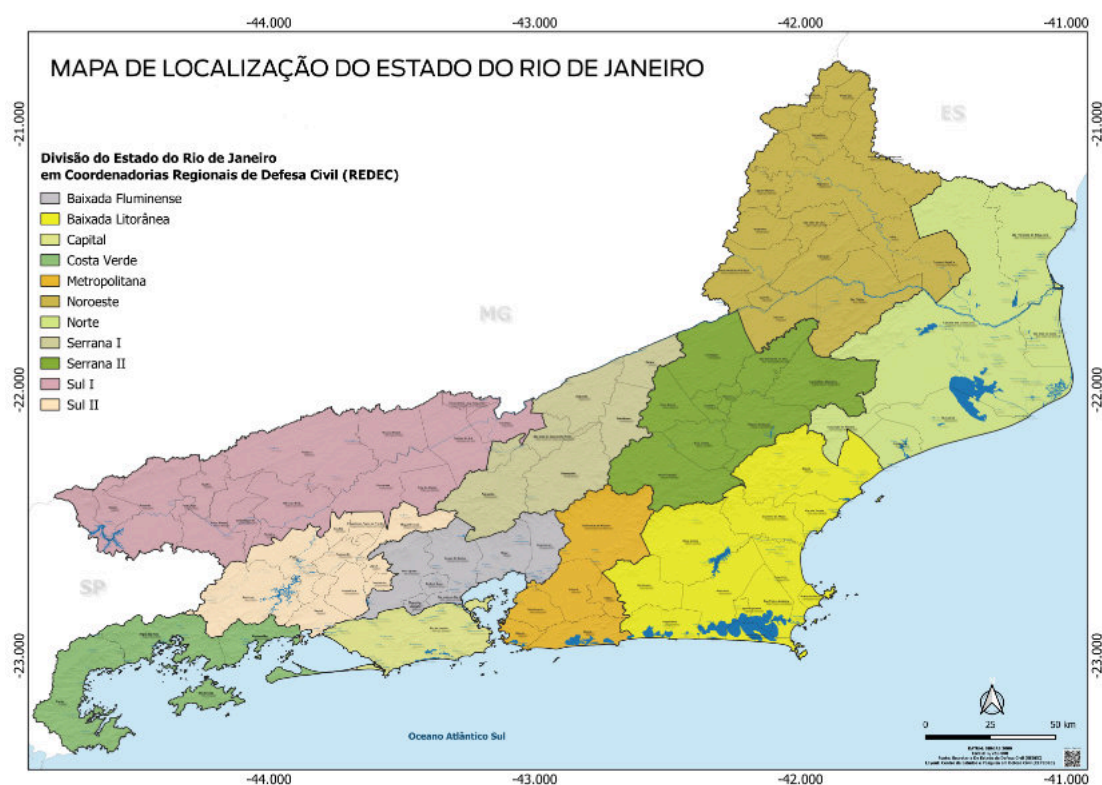


Figura 1. Mapa de Localização do ERJ

Fonte: Autores

Tabela 1. Distribuição das Regionais de Defesa Civil (REDEC) por área (km²), população e municípios do ERJ

Regional de Defesa Civil (REDEC)	Área (km²)	População (Hab.)	Municípios Integrantes
Capital	1.200	6.211.223	Rio de Janeiro
Baixada Fluminense	1.912	3.111.801	Belford Roxo, Duque de Caxias, Guapimirim, Magé, Mesquita, Nilópolis, Nova Iguaçu, São João de Meriti
Metropolitana	2.272	1.888.066	Cachoeiras de Macacu, Itaboraí, Maricá, Niterói, São Gonçalo, Tanguá
Baixada Litorânea	5.316	1.170.952	Araruama, Armação dos Búzios, Arraial do Cabo, Cabo Frio, Casimiro de Abreu, Iguaba Grande, Macaé, Rio Bonito, Rio das Ostras, São Pedro da Aldeia, Saquarema, Silva Jardim
Sul I	6.705	1.012.665	Barra do Piraí, Barra Mansa, Comendador Levy Gasparian, Itatiaia, Paraíba do Sul, Paty do Alferes, Pinheiral, Porto Real, Quatis, Resende, Rio das Flores, Três Rios, Valença, Vassouras, Volta Redonda
Norte	6.966	622.516	Campos dos Goytacazes, Carapebus, Conceição de Macabu, Quissamã, São Francisco de Itabapoana, São João da Barra
Sul II	2.756	576.821	Engenheiro Paulo de Frontin, Itaguaí, Japeri, Mendes, Miguel Pereira, Paracambi, Piraí, Queimados, Rio Claro, Seropédica
Serrana I	3.155	528.045	Areal, Carmo, Petrópolis, São José do Vale do Rio Preto, Sapucaia, Sumidouro, Teresópolis
Noroeste	6.929	344.841	Aperibé, Bom Jesus do Itabapoana, Cambuci, Cardoso Moreira, Italva, Itaocara, Itaperuna, Laje do Muriaé, Miracema, Natividade, Porciúncula, Santo Antônio de Pádua, São Fidélis, São José de Ubá, Varre-Sai
Serrana II	4.435	302.893	Bom Jardim, Cantagalo, Cordeiro, Duas Barras, Macuco, Nova Friburgo, Santa Maria Madalena, São Sebastião do Alto, Trajano de Moraes
Costa Verde	2.015	253.526	Angra dos Reis, Mangaratiba, Paraty

Fonte: Adaptado de Silva (2021).

2.2 Referencial conceitual e estrutura geral do modelo

A estrutura metodológica foi organizada em cinco etapas sequenciais, em conformidade com o modelo conceitual de risco da UNDRR (2019) descrito na Seção 1.4: (1) mapeamento da ameaça (hazard), fundamentado no potencial físico de suscetibilidade ambiental; (2) modelagem da exposição (E); (3) modelagem da vulnerabilidade (V); (4) determinação dos pesos das variáveis de exposição e vulnerabilidade via Fuzzy-AHP; e (5) cálculo do risco, compreendendo a integração matemática por álgebra de mapas e a validação preditiva do modelo final.

Neste estudo, o componente de ameaça (H) é operacionalizado por meio do mapa de suscetibilidade ambiental de Camargo et al. (2022). Essa equivalência operacional é uma opção metodológica deliberada, e não uma simplificação do conceito da UNDRR: a suscetibilidade ambiental expressa a probabilidade física de ignição e propagação do fogo a partir de condicionantes de relevo, clima e cobertura vegetal, que é exatamente a definição de ameaça (hazard) no arcabouço UNDRR (2019) para fenômenos de origem ambiental. O que este estudo acrescenta ao conhecimento já consolidado sobre a ameaça no ERJ (Fernandes et al., 2011; Camargo et al., 2019; Camargo et al., 2022) é a integração explícita desse componente com exposição e vulnerabilidade, na forma multiplicativa $R = H \times E \times V$, respondendo diretamente à lacuna descrita na Seção 1.3. A Figura 2 resume o método empregado.



Fluxo metodológico do índice de risco de incêndios em vegetação (RIV)

Integração de ameaça, exposição e vulnerabilidade na escala de setores censitários - estado do Rio de Janeiro

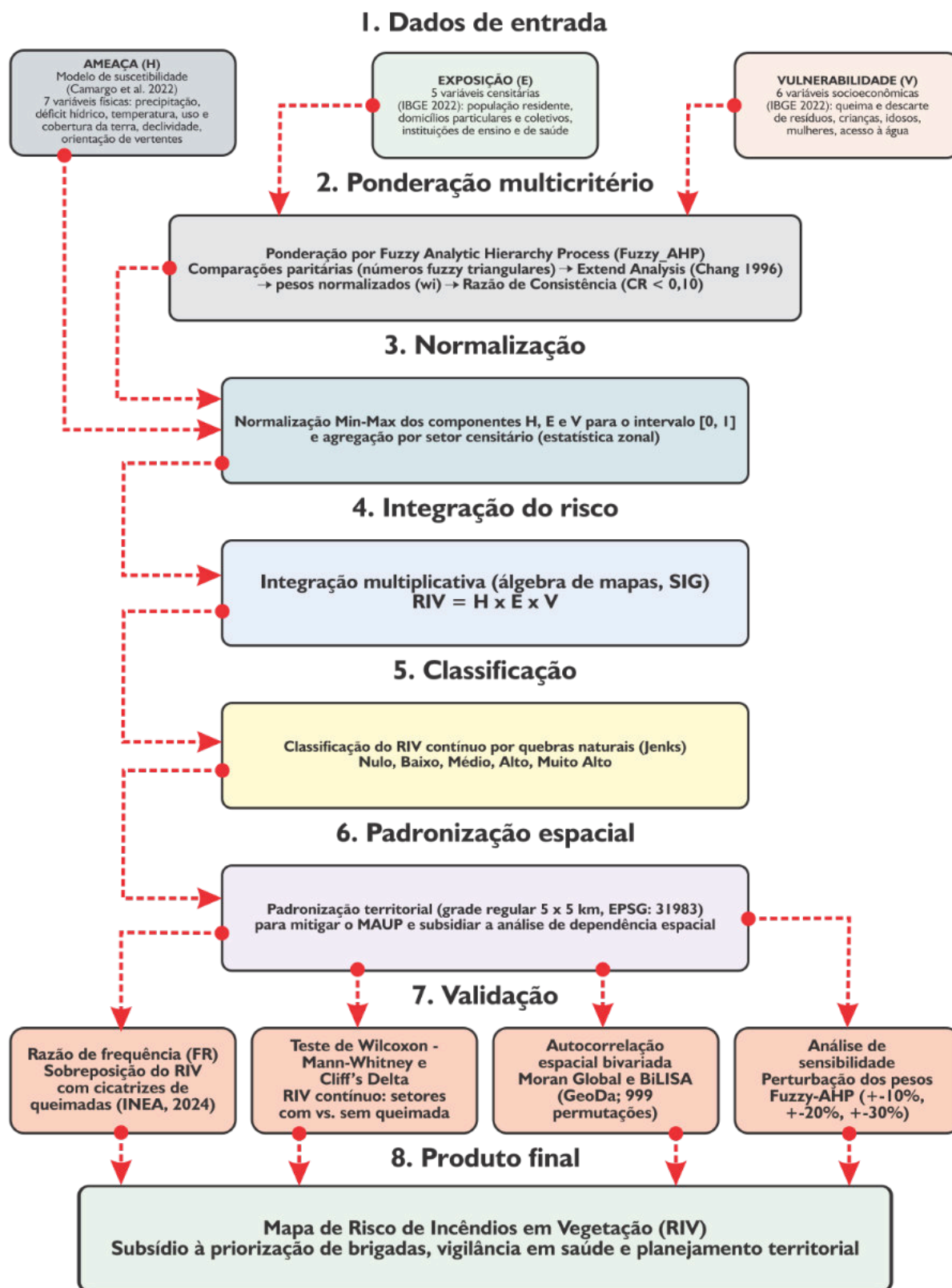


Figura 2. Síntese do fluxo metodológico do Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV), integrando Ameaça, Exposição e Vulnerabilidade

Fonte: Autores

A unidade espacial de análise adotada foi o setor censitário, totalizando 42.270 polígonos oriundos do Censo Demográfico de 2022 do IBGE. O processamento cartográfico e a álgebra de mapas foram executados no software QGIS (versão 3.14), utilizando o sistema geodésico SIRGAS 2000 e a projeção cônica equivalente de Albers, de modo a mitigar distorções areaais em escala regional. A análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP e a validação estatística (Wilcoxon-Mann-Whitney e Cliff's Delta) foram executadas no ambiente R (RStudio); a análise de autocorrelação espacial bivariada (Moran Global e BiLISA) foi realizada no software GeoDa (Anselin et al., 2006).

2.3 Componente ameaça (hazard)

O componente Ameaça foi representado pelo mapa de suscetibilidade à ocorrência de incêndios em vegetação desenvolvido por Camargo et al. (2022) para o Estado do Rio de Janeiro, a partir da integração multicritério de sete fatores condicionantes associados à ocorrência e propagação do fogo — precipitação, déficit hídrico, temperatura, uso e cobertura da terra, declividade, orientação de vertentes e altitude — ponderados pelo método Analytic Hierarchy Process (AHP) e validados com registros históricos de focos de calor observados entre 2003 e 2017.

Para possibilitar a integração matemática com os demais componentes do modelo de risco, o mapa de suscetibilidade foi submetido a três etapas de processamento: (i) normalização Min-Max dos valores raster para o intervalo contínuo [0,1], conforme a Fórmula 2:

$$X_{\text{norm}} = (X - X_{\text{min}}) / (X_{\text{max}} - X_{\text{min}})$$

em que X representa o valor original da célula, Xmin o valor mínimo observado e Xmax o valor máximo observado; (ii) estatística zonal, integrando o raster normalizado à malha dos setores censitários; e (iii) agregação espacial pela mediana dos valores de pixel em cada setor censitário, de modo a reduzir a influência de valores extremos e transições abruptas entre classes adjacentes.

2.4 Componente exposição

O componente Exposição reúne cinco variáveis extraídas do Censo Demográfico de 2022 e de bases cartográficas do IBGE: população residente, domicílios particulares permanentes, domicílios coletivos, instituições de ensino e de saúde (Tabela 2). Essa seleção baseia-se no conceito de interface urbano-florestal, segundo o qual a densidade populacional, habitacional e de infraestruturas em zonas de adjacência à vegetação eleva o número de elementos expostos ao risco (Radeloff et al., 2018). A contagem de equipamentos de saúde e ensino por setor censitário segue Modugno et al. (2016), ao reconhecer que a interrupção dessas estruturas críticas impacta diretamente a capacidade de resposta e a prestação de serviços básicos durante desastres.

Tabela 2. Estrutura de variáveis do componente Exposição

Variável	Descrição operacional	Fundamentação
População residente	Total de moradores por setor censitário	Radeloff et al. (2018)
Domicílios particulares	Unidades habitacionais permanentes por setor	Radeloff et al. (2018)
Domicílios coletivos	Alojamentos, asilos e habitações institucionais	Radeloff et al. (2018)
Instituições de ensino	Contagem de pontos georreferenciados por setor	Modugno et al. (2016)
Instituições de saúde	Contagem de pontos georreferenciados por setor	Modugno et al. (2016)

Fonte. Autores

Instituições de ensino e saúde (dados pontuais) foram consolidadas espacialmente nos polígonos censitários por meio de contagem de pontos por área (point-in-polygon). Setores censitários sem população residente (unidades de conservação, corpos hídricos ou distritos industriais) receberam valor nulo para as variáveis demográficas, mantendo-se o desenho vetorial original para garantir a integridade do limite territorial do ERJ.

2.5 Componente vulnerabilidade

O componente Vulnerabilidade foi constituído por meio de seis indicadores demográficos e de infraestrutura vinculados à capacidade de resposta e adaptação da população: proporção de crianças de 0 a 9 anos, proporção de idosos com 60 anos ou mais, proporção de mulheres residentes, proporção de moradores que queimam resíduos sólidos, proporção de moradores que descartam resíduos em terrenos baldios, encostas ou áreas naturais, e proporção de moradores sem acesso à rede geral de água. Todas as variáveis foram normalizadas entre 0 e 1 pelo método de mínimo e máximo.

A centralidade dos fatores demográficos e de saneamento fundamenta-se no pilar do Índice de Vulnerabilidade Social clássico de Cutter et al. (2003), pelo qual a capacidade adaptativa comunitária, compreendida como a prontidão para evacuar, assimilar avisos e se recompor socioeconomicamente, é regida fundamentalmente por aspectos demográficos e sociais. Paralelamente, a inclusão da variável referente à queima de lixo guarda coerência com dinâmicas de ignição essencialmente antropogênicas: a carência de coleta de lixo leva grupos vulneráveis a incinerar resíduos nas imediações de remanescentes vegetais,

configurando um dos principais gatilhos de ignição negligente na interface urbano-florestal (Parente et al., 2018; Cochrane, 2003), como resumido na Tabela 3.

Tabela 3. Estrutura de variáveis do componente Vulnerabilidade

Variável	Descrição operacional	Fundamentação
Queima de lixo	Moradores em domicílios com queima de resíduos no lote/via	Parente et al. (2018); Cochrane (2003)
Descarte em encostas	Moradores em domicílios que descartam lixo em encostas/áreas naturais	Parente et al. (2018); Cochrane (2003)
População feminina	Total de mulheres residentes	Cutter et al. (2003)
População idosa	Total de residentes com idade ≥ 60 anos	Cutter et al. (2003)
População infantil	Total de residentes na faixa etária de 0 a 9 anos	Cutter et al. (2003)

Fonte. Autores

2.6 Ponderação por Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy-AHP)

A ponderação das variáveis de Exposição e Vulnerabilidade foi realizada pelo método Fuzzy Analytic Hierarchy Process (Fuzzy-AHP), que combina a estrutura hierárquica de comparação paritária proposta por Saaty (1980) com a teoria dos conjuntos fuzzy de Zadeh (1965), incorporando as incertezas inerentes aos processos de decisão multicritério baseados em julgamento de especialistas. A adequação do Fuzzy-AHP a problemas de priorização de risco de incêndio já foi demonstrada em outros contextos, como na combinação entre Fuzzy-AHP e outras técnicas de análise multicritério para a simulação de risco de incêndio florestal proposta por Kumi-Boateng et al. (2021), ainda que aplicada exclusivamente ao componente de ameaça, sem extensão à exposição e à vulnerabilidade. As matrizes de comparação paritária foram elaboradas com base em evidências da literatura científica sobre modelagem de risco de desastres, vulnerabilidade socioambiental e incêndios em vegetação (Ghorbanzadeh et al., 2019; Mafi-Gholami et al., 2021; Bergonse et al., 2022), com os níveis de importância relativa representados por Números Fuzzy Triangulares (NFT), derivados da adaptação fuzzy da escala fundamental de Saaty.

Tabela 4. Conversão da escala fundamental de Saaty para números fuzzy triangulares utilizados nas comparações paritárias

Escala de Saaty	Intensidade de importância	Número fuzzy triangular (l,m,u)	Recíproco fuzzy
1	Importância igual	(1,1,1)	(1,1,1)
2	Importância intermediária	(1,2,3)	(1/3,1/2,1)
3	Importância moderada	(1,3,5)	(1/5,1/3,1)
4	Importância intermediária	(3,4,5)	(1/5,1/4,1/3)
5	Importância forte	(3,5,7)	(1/7,1/5,1/3)
6	Importância intermediária	(5,6,7)	(1/7,1/6,1/5)
7	Importância muito forte	(5,7,9)	(1/9,1/7,1/5)
8	Importância intermediária	(7,8,9)	(1/9,1/8,1/7)
9	Importância extrema	(7,9,9)	(1/9,1/9,1/7)

Fonte: adaptado de Chang (1996)

Um Número Fuzzy Triangular é representado pelo conjunto $\tilde{M} = (l, m, u)$, em que l é o limite inferior, m o valor modal e u o limite superior do julgamento. Os pesos dos critérios foram obtidos pelo método de Análise de Extensão Fuzzy (Extent Analysis Method) de Chang (1996). Para cada critério i , calculou-se o valor de extensão sintética fuzzy S_i (Fórmula 3):

$$S_i = (\sum_j M_{ij}) \otimes [\sum_i \sum_j M_{ij}]^{-1}$$

em que M_{ij} representa os números fuzzy triangulares das comparações paritárias, m o número de julgamentos e n o número total de critérios. Determinou-se, na sequência, o grau de possibilidade $V(S_i \geq S_k)$ e o menor grau de possibilidade associado a cada critério, gerando o vetor de prioridades não normalizado. Os pesos finais normalizados (w_i) foram obtidos dividindo cada prioridade pela soma total do vetor, de modo que $\sum w_i = 1$.

2.7 Integração dos componentes e classificação do risco

A integração dos componentes de Ameaça (H), Exposição (E) e Vulnerabilidade (V) em ambiente SIG originou o Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV). Após a normalização prévia de cada dimensão no intervalo entre 0 e 1, aplicou-se a álgebra de mapas sob a fórmula multiplicativa $RIV = H \times E \times V$, conforme a fundamentação exposta nas Seções 1.4 e 2.2.

Os valores contínuos do RIV foram categorizados em cinco classes (Nulo, Baixo, Médio, Alto e Muito Alto) por meio do método de Quebras Naturais de Jenks. Essa abordagem é ideal para distribuições com forte assimetria à direita, características da integração multiplicativa. Ao identificar descontinuidades naturais nos dados, o método de Jenks minimiza a variância dentro de cada classe e maximiza a diferença entre elas. Diferentemente, a classificação por Quantil dividiria arbitrariamente regiões homogêneas de baixo risco, enquanto a técnica de Intervalos Iguais produziria categorias desbalanceadas devido à influência de valores discrepantes.

2.8 Procedimentos de validação

A validação do modelo foi estruturada em cinco procedimentos complementares e conceitualmente distintos, cada um avaliando um aspecto diferente da qualidade do RIV: A estabilidade frente a incertezas na ponderação dos critérios, a capacidade preditiva agregada, a significância estatística da diferença entre grupos, a magnitude dessa diferença e a dependência espacial com o fenômeno observado.

2.8.1 Análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP

Por fim, uma vez que os pesos derivados do Fuzzy-AHP resultam da valoração de especialistas e envolvem incerteza subjetiva, realizou-se uma análise de sensibilidade dos pesos normalizados dos componentes de Exposição e Vulnerabilidade. Cada peso individual sofreu variações de 10%, 20% e 30%, para mais e para menos, com o percentual remanescente redistribuído de forma proporcional entre os outros critérios para a geração dos novos cenários de RIV. A validação entre o RIV simulado e o RIV original ocorreu mediante o cálculo das correlações de Pearson e Spearman, do Erro Quadrático Médio (RMSE), do Erro Absoluto Médio (MAE) e do Viés Médio (Bias).

2.8.2 Razão de Frequência (Frequency Ratio)

A Razão de Frequência (FR) avalia se a distribuição espacial dos incêndios efetivamente observados coincide com as classes de risco mais elevadas do modelo. Foi calculada pela comparação entre o mapa de RIV e o mapeamento oficial de cicatrizes de queimadas de 2024 do Instituto Estadual do Ambiente (INEA, 2024) — 490 polígonos identificados por sensoriamento remoto a partir do índice diferencial normalizado de queimadas (dNBR), refinado por técnicas de aprendizado de máquina — conforme a Fórmula 6:

$$FR = (C_i / C_{total}) / (A_i / A_{total})$$

em que C_i é a área queimada observada em 2024 na classe de risco i , C_{total} é a área total queimada observada, A_i é a área territorial da classe de risco i e A_{total} é a área total do estado. Valores de FR superiores a 1 indicam associação espacial positiva entre os eventos observados e a classe de risco correspondente; a

consistência preditiva do modelo é confirmada quando as classes de maior risco apresentam valores progressivamente mais elevados de FR (Senanayake et al., 2020).

2.8.3 Teste de Wilcoxon-Mann-Whitney

Enquanto a Razão de Frequência trabalha com o RIV já discretizado em classes, o teste de Wilcoxon-Mann-Whitney (teste de soma de postos) avalia a diferença estatística entre os valores contínuos do RIV nos setores censitários que registraram cicatriz de queimada em 2024 e nos que não registraram, testando a hipótese nula de que não há diferença na distribuição dos valores de RIV entre os dois grupos, contra a hipótese alternativa unilateral de que os setores com queimada observada apresentam valores de RIV sistematicamente maiores.

2.8.4 Tamanho de efeito (Cliff's Delta)

O teste de Wilcoxon informa se a diferença entre os dois grupos é estatisticamente significativa, mas não informa sua magnitude prática. Por isso, o tamanho de efeito associado foi estimado pelo Cliff's Delta (δ), medida não paramétrica de dominância estocástica interpretada segundo os limiares propostos por Romano et al. (2006): $|\delta| < 0,147$, efeito desprezível; $0,147-0,33$, pequeno; $0,33-0,474$, médio; $\geq 0,474$, grande.

2.8.5 Autocorrelação espacial bivariada (Moran Global e BiLISA)

Os três procedimentos anteriores tratam cada setor censitário como uma observação independente, ignorando a estrutura espacial dos dados. Para avaliar se o RIV modelado e a ocorrência real de incêndios apresentam dependência espacial — isto é, se áreas de alto risco tendem a estar espacialmente próximas de áreas com alta incidência de queimadas observadas —, realizou-se uma análise estatística espacial bivariada no software GeoDa (Anselin et al., 2006). A base original do RIV, estruturada em 40.158 setores censitários válidos de geometria e área altamente heterogêneas, foi padronizada em uma grade regular de células de 5×5 km (1.958 células), de modo a mitigar o Problema da Unidade de Área Modificável (MAUP) e uniformizar a escala espacial da análise.

A modelagem baseou-se em duas etapas complementares: (i) o Índice de Moran Global Bivariado, empregado para mensurar o grau de associação espacial linear entre a classificação de risco em uma célula e a média das cicatrizes de queimadas observadas nas células vizinhas; e (ii) os Indicadores Locais de Associação Espacial Bivariados (BiLISA), utilizados para identificar padrões espaciais locais e zonas de transição significativas (Anselin, 1995; Anselin, 2019), categorizando as células nos quadrantes Alto-Alto (HH), Baixo-Baixo (LL), Alto-Baixo (HL) e Baixo-Alto (LH). Construiu-se uma matriz de pesos espaciais por contiguidade do tipo Rainha (Queen) de 1ª ordem, com significância estatística testada por meio de 999 permutações aleatórias.



3. RESULTADOS

A aplicação do modelo espacial de risco de incêndios em vegetação no Estado do Rio de Janeiro permitiu quantificar e cartografar a distribuição do risco na escala de setores censitários, operacionalizando a integração multiplicativa entre Ameaça, Exposição e Vulnerabilidade. Os procedimentos metodológicos adotados geraram uma representação espacial contínua e categorizada que reflete a heterogeneidade territorial do estado, evidenciando como a sobreposição entre dinâmicas ambientais e condicionantes socioespaciais molda o risco final.

De forma geral, os resultados demonstram que a incorporação das dimensões de exposição e vulnerabilidade altera de maneira substancial o panorama delimitado exclusivamente pela ameaça física. Embora vastas extensões do território fluminense apresentem suscetibilidade ambiental ao fogo, a concentração do risco elevado ocorre prioritariamente em setores censitários onde a interface urbano-florestal combina alta densidade populacional, presença de infraestruturas críticas e fragilidades socioeconômicas.

Para garantir o rigor analítico do modelo, os resultados estão estruturados em duas etapas principais. Inicialmente, apresentam-se os padrões espaciais obtidos para os componentes individuais e para o Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV), destacando a distribuição das classes de risco entre os municípios e regiões do estado. Em seguida, expõem-se os achados dos cinco procedimentos de validação empírica e estatística, que atestam a estabilidade do RIV frente a incertezas de ponderação, a capacidade preditiva, a significância e a dependência espacial.

3.1 Ponderação dos Fatores

O cálculo de consistência (Razão de Consistência, CR) para os elementos de Exposição indicou $CR = 0,076$; para os elementos de Vulnerabilidade, $CR = 0,068$ — ambos abaixo do limiar de aceitabilidade de 0,10 recomendado por Saaty (1980), validando estatisticamente as matrizes de comparação paritária. A Tabela 7 apresenta os pesos finais normalizados resultantes.

Tabela 5. Matriz de comparação paritária baseada em elementos fuzzy triangulares para o componente Exposição (CR = 0,076).

Critério	PR	ES	EE	DP	DC
PR	1 1 1	1 2 3	1 1 2	1 2 3	2 3 4
ES	1/3 1/2 1	1 1 1	1 1 2	1 3 5	1 5 6
EE	1/2 1 1	1/2 1 1	1 1 1	1 2 4	1 2 3
DP	1/3 1/2 1	1/5 1/3 1	1/4 1/2 1	1 1 1	1 2 3
DC	1/4 1/3 1/2	1/6 1/5 1	1/3 1/2 1	1/3 1/2 1	1 1 1
Legenda					
PR	População residente				
ES	Estabelecimentos de saúde				
EE	Estabelecimentos de ensino				
DP	Domicílios particulares				
DC	Domicílios coletivos				

Fonte. Autores

Tabela 6. Matriz de comparação paritária baseada em elementos fuzzy triangulares para o componente Vulnerabilidade (CR = 0,068)

Critério	TMQL	TMDL	PC	PM	PI	TDS
TMQL	1 1 1	1 2 4	1 2 3	1 2 3	1 1 2	1 2 3
TMDL	1/4 1/2 1	1 1 1	1 2 3	2 2 3	1 2 3	1/2 1 1
PC	1/3 1/2 1	1/3 1/2 1	1 1 1	1 1 5	1 1 1	2 3 4
PM	1/3 1/2 1	1/3 1/2 1/2	1/5 1 1	1 1 1	1/4 1/3 1/2	1/2 2 3
PI	1/2 1 1	1/3 1/2 1	1 1 1	2 3 4	1 1 1	1 1 1
TDS	1/3 1/2 1	1 1 2	1/4 1/3 1/2	1/2 1 2	1/5 1/5 1/4	1 1 1
Legenda						
TMQL	Taxa de Moradores que Queimam de lixo					
TMDL	Taxa de Moradores que Descartam Lixo em encostas					
PI	População Idosa					
PC	Proporção de Crianças					
TDS	Taxa de Domicílios Sem acesso à água					
PM	Proporção de Mulheres					

Fonte. Autores

Tabela 7. Pesos finais normalizados (w_i) dos componentes de Exposição e Vulnerabilidade

Componente	Critério	Peso normalizado (w_i)
Exposição	População residente (PR)	0,294
	Estabelecimentos de saúde (ES)	0,267
	Estabelecimentos de ensino (EE)	0,236
	Domicílios particulares (DP)	0,125
	Domicílios coletivos (DC)	0,079
Vulnerabilidade	Queima de lixo (TMQL)	0,253
	Descarte em encostas (TMDL)	0,201
	População idosa (PI)	0,171
	Proporção de crianças (PC)	0,152
	Sem acesso à água (TDS)	0,118
	Proporção de mulheres (PM)	0,105

Fonte. Autores

Os índices de Exposição e Vulnerabilidade foram então obtidos por combinação linear ponderada (Fórmulas 4 e 5):

$$E = 0,294 \cdot PR + 0,267 \cdot ES + 0,236 \cdot EE + 0,125 \cdot DP + 0,079 \cdot DC$$

$$V = 0,253 \cdot TMQL + 0,201 \cdot TMDL + 0,152 \cdot PC + 0,105 \cdot PM + 0,171 \cdot PI + 0,118 \cdot TDS$$

3.2 Exposição

No componente de Exposição, as maiores taxas médias municipais concentraram-se em Comendador Levy Gasparian ($X = 0,1626$), Aperibé ($X = 0,1604$), Macuco ($X = 0,1600$), Sapucaia ($X = 0,1593$) e Porciúncula ($X = 0,1576$). As menores expressões foram verificadas em Mangaratiba ($X = 0,1283$), Engenheiro Paulo de Frontin ($X = 0,1284$), Valença ($X = 0,1316$), Arraial do Cabo ($X = 0,1317$) e Rio Claro ($X = 0,1323$). Em escala regional, a REDEC Baixada Fluminense apresentou a maior taxa média de exposição ($X = 0,1515$), enquanto a REDEC Costa Verde registrou a menor ($X = 0,1377$). A Figura 3 ilustra os resultados obtidos.

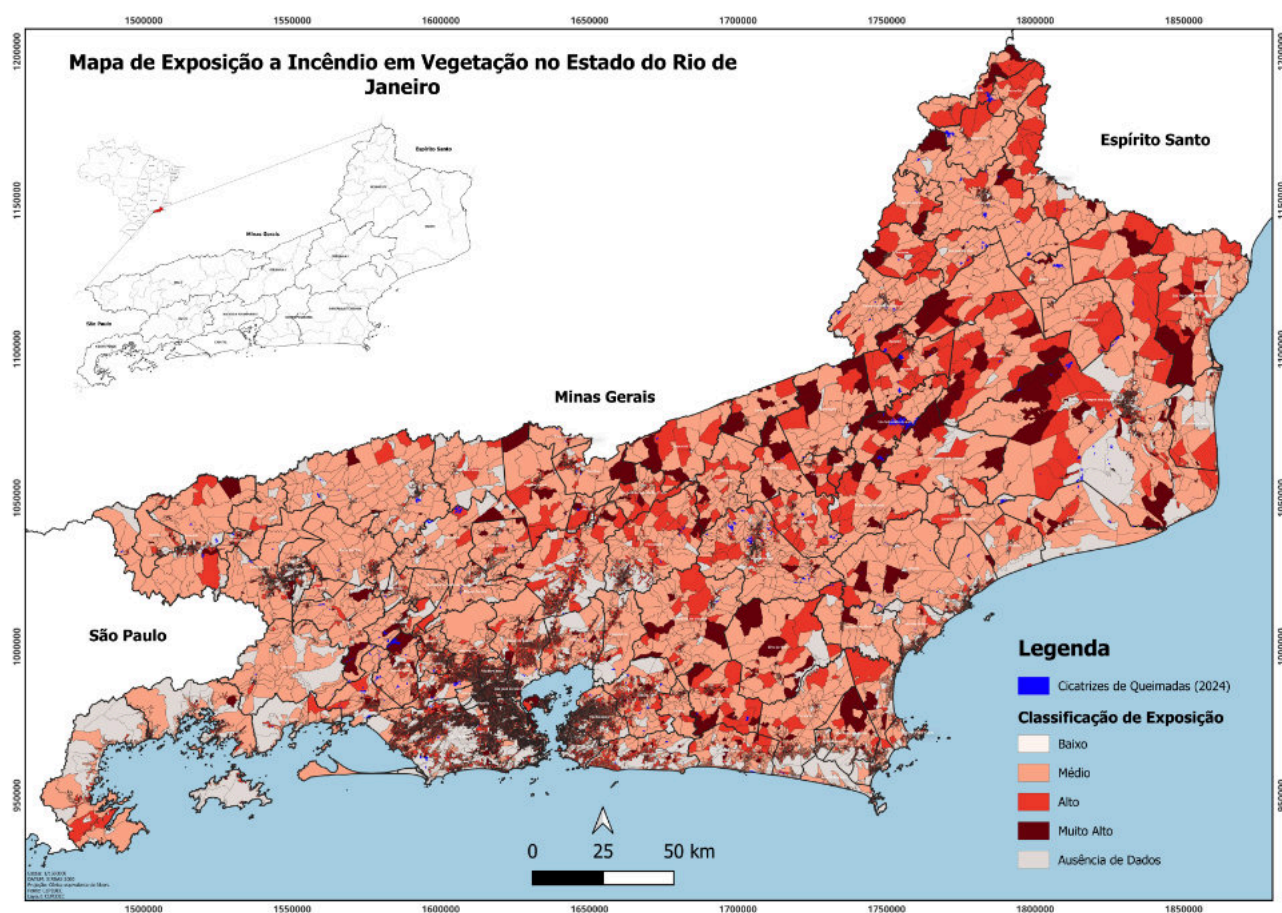


Figura 3. Mapa de Exposição a Incêndios em Vegetação no Estado do Rio de Janeiro
Fonte: Autores

3.3 Vulnerabilidade

No componente de Vulnerabilidade, os municípios com as **maiores** taxas médias foram:

Carapebus ($\bar{X} = 0,2682$)

Itaboraí ($\bar{X} = 0,2655$)

São Francisco de Itabapoana ($\bar{X} = 0,2648$)

Magé ($\bar{X} = 0,2612$)

Maricá ($\bar{X} = 0,2519$)

Os **menores** índices situaram-se em:

Armação dos Búzios ($\bar{X} = 0,0983$)

Porto Real ($\bar{X} = 0,1039$)

São Pedro da Aldeia ($\bar{X} = 0,1079$)

Volta Redonda ($\bar{X} = 0,1108$)

Rio de Janeiro ($\bar{X} = 0,1115$)

Quanto à vulnerabilidade, a **maior** média regional ocorreu na REDEC Baixada Fluminense ($\bar{X} = 0,1767$) e a **menor** na REDEC Capital ($\bar{X} = 0,1115$). A Figura 4 ilustra os resultados obtidos.

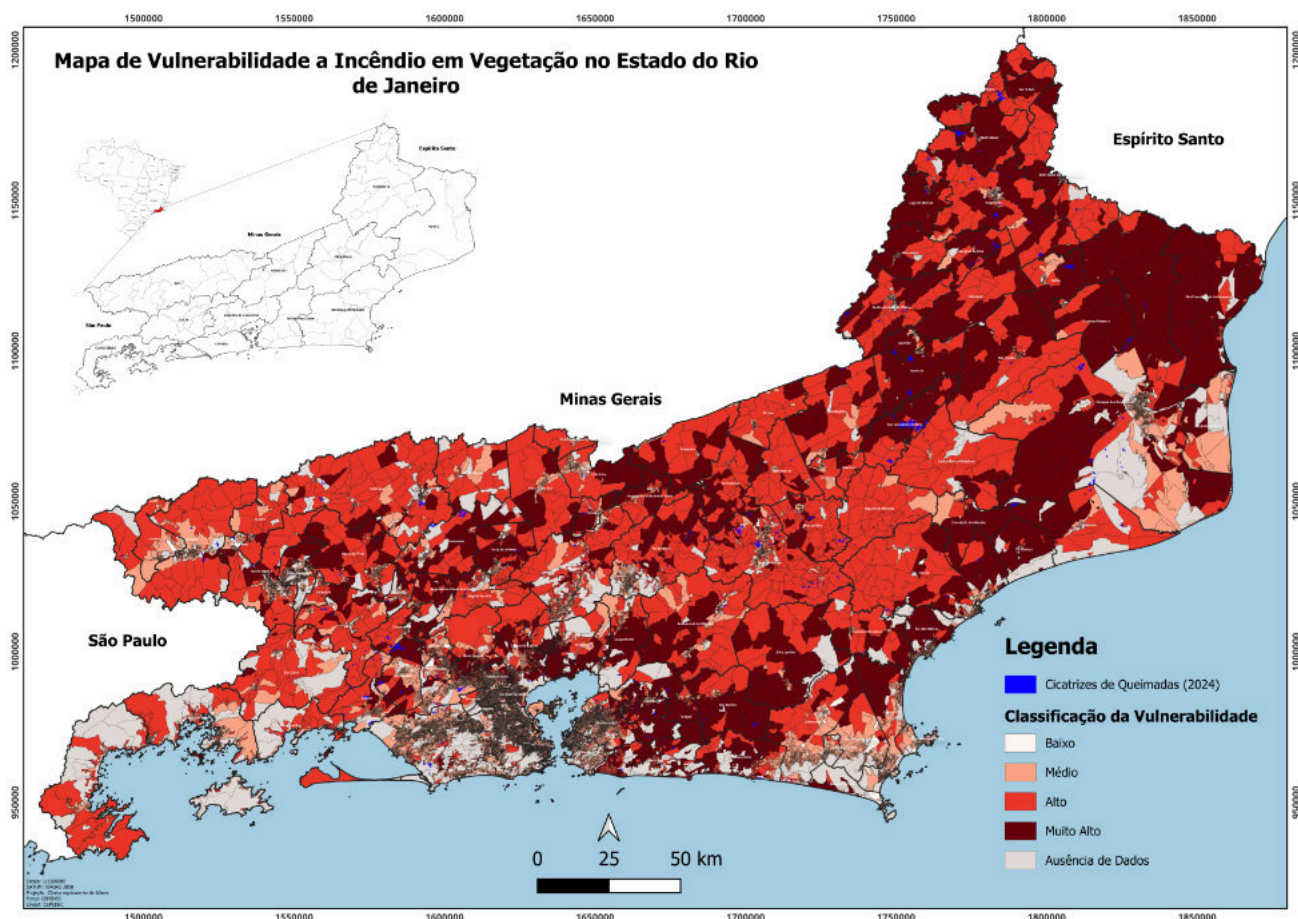


Figura 4. Mapa de Vulnerabilidade a Incêndios em Vegetação no Estado do Rio de Janeiro
Fonte: Autores

3.4 Resultados em função das REDECs

A distribuição espacial dos setores de risco mapeados no estado revela concentração expressiva na REDEC Capital, que reúne 13.413 setores, dos quais a expressiva maioria (10.488; 78,2%) enquadra-se na Classe de Risco 2. As REDECs Baixada Fluminense (6.542 setores) e Metropolitana (4.933 setores) ocupam a segunda e terceira posições em volume absoluto, respectivamente. Entretanto, quando se observa a proporção de setores classificados no grau mais crítico (Classe 4), o panorama se inverte: a REDEC Noroeste apresenta a maior participação relativa nessa categoria (363 de 1.160 setores; 31,3% do total regional), seguida por Serrana II (15,0%) e Norte (13,8%), enquanto a Capital, apesar do maior volume absoluto de setores, apresenta a menor proporção de setores em Classe 4 (0,1%).

Considerando os setores classificados na condição mais crítica (Classe 4), a análise dos indicadores médios de exposição e vulnerabilidade, ponderados pelo número de setores, mostra que a REDEC Serrana II apresenta a maior exposição média (0,163), seguida por Costa Verde (0,157) e Serrana I (0,160), enquanto a REDEC Sul I registra a menor exposição média nessa classe (0,142). Já em relação à vulnerabilidade média na Classe 4, observa-se um padrão distinto: a Baixada Fluminense lidera com o maior valor (0,302), seguida por

Metropolitana (0,300) e Norte (0,295), indicando que essas regiões metropolitanas e litorâneas, embora não apresentem a maior exposição física, concentram condições socioeconômicas e estruturais mais desfavoráveis nos setores de maior risco. Ao se considerar o conjunto de todas as classificações, a Baixada Fluminense mantém-se como a REDEC de maior vulnerabilidade média geral (0,177), enquanto a Capital, apesar de concentrar o maior número absoluto de setores, apresenta a menor vulnerabilidade média (0,111). Os resultados são resumidos na Tabela 8.

Tabela 8. Médias ponderadas dos índices de Exposição e Vulnerabilidade por REDEC

REDEC	Setores censitários	Média Exposição	Média Vulnerabilidade
Baixada Fluminense	6.542	0,1515	0,1767
Baixada Litorânea	4.011	0,1388	0,1500
Capital	13.413	0,1498	0,1115
Costa Verde	995	0,1377	0,1425
Metropolitana	4.933	0,1444	0,1602
Noroeste	1.160	0,1488	0,1673
Norte	1.866	0,1457	0,1745
Serrana I	1.463	0,1471	0,1656
Serrana II	1.110	0,1434	0,1645
Sul I	3.139	0,1435	0,1334
Sul II	1.526	0,1473	0,1615

Fonte: Autores

3.5 Risco de Incêndio em Vegetação (RIV)

Da totalidade de 42.270 setores censitários do estado, 2.112 (4.500,76 km², 10,29% da área estadual) não apresentaram dados válidos de classificação por ausência de população residente. Dos 40.158 setores válidos, a maior concentração ocorreu na Classe Média (26.449 setores; 65,87%), seguida pela Classe Alta (7.522 setores; 18,73%), pela Classe Baixa (3.714 setores; 9,25%) e pela Classe Muito Alta (2.473 setores; 6,16%). Em termos de área, 32,50% do território estadual (14.220,82 km²) foi classificado como de Alto risco e 45,75% (20.016,27 km²) como de Muito Alto risco, totalizando 78,26% da área (34.237,09 km²) nas duas categorias mais críticas. A Figura 5 ilustra os resultados obtidos.

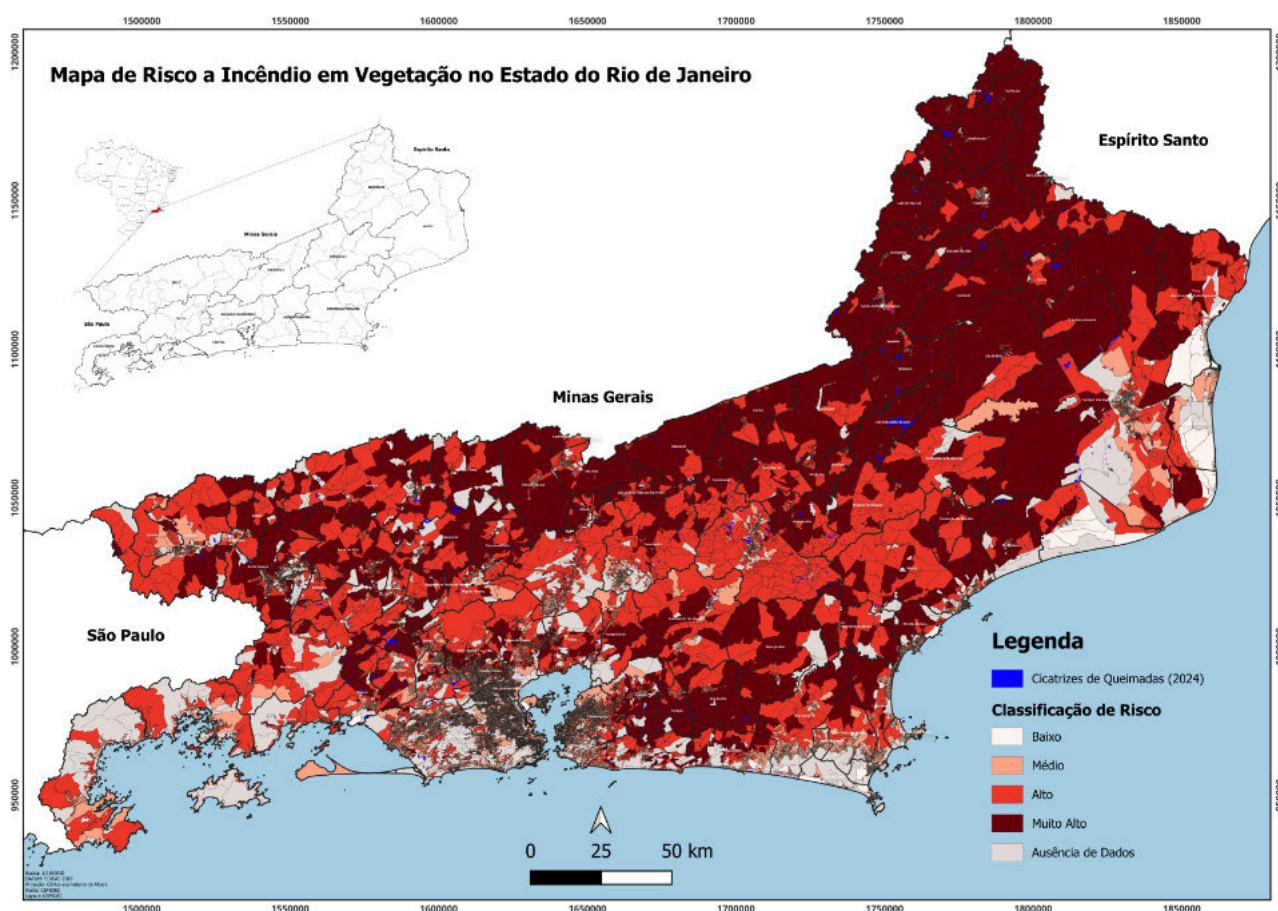


Figura 5. Mapa de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV) no Estado do Rio de Janeiro, com sobreposição das cicatrizes de queimadas de 2024 (INEA).

Fonte: Autores.

Duque de Caxias concentrou o maior número de setores na Classe Alta (593 setores), seguido pelo Rio de Janeiro (527), Nova Iguaçu (466), São Gonçalo (322) e Magé/Campos dos Goytacazes (283 cada). Todos os 92 municípios do estado apresentaram ao menos um setor censitário na categoria de risco Alto. Na Classe Baixa, o Rio de Janeiro concentrou o maior número de setores (2.384), enquanto 39 municípios (42,39%) não registraram setores nessa categoria.

Em escala regional, a REDEC Noroeste apresentou a maior proporção relativa de setores em Muito Alto risco (31,29%; 363 de 1.160 setores), enquanto a REDEC Capital registrou a menor (0,10%; 14 de 13.413 setores). O padrão se inverte na classe Baixa: a REDEC Costa Verde concentrou a maior representatividade proporcional (29,95%; 298 de 995 setores), enquanto a REDEC Noroeste apresentou uma das menores expressões nessa classe (0,43%; 5 de 1.160 setores).

3.6 Resultados da validação

3.6.1 Análise de sensibilidade

Todos os coeficientes de correlação de Pearson entre o RIV original e o RIV recalculado sob perturbação de pesos permaneceram acima de 0,993, mesmo no cenário mais extremo testado ($\pm 30\%$). A variável mais sensível na componente Vulnerabilidade foi Queima de Lixo (menor Pearson = 0,9934), coerente com seu maior peso normalizado ($w_i = 0,253$); o maior RMSE absoluto ocorreu na variável Sem Acesso à Água ($5,93 \times 10^{-3}$). Na componente Exposição, a variável mais sensível foi Domicílios Particulares (menor Pearson = 0,9970; maior MAE = $1,78 \times 10^{-3}$). Em nenhum dos cenários testados a perturbação dos pesos alterou substancialmente a ordenação espacial do risco. Os resultados são resumidos na Tabela 9.

Tabela 9. Resultados da análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP (pior cenário por variável, entre variações de $\pm 10\%$, $\pm 20\%$ e $\pm 30\%$)

Componente	Variável	Menor Pearson	Menor Spearman	Maior RMSE	Maior MAE	Maior Bias
Exposição	Domicílios coletivos	0,999999	0,999997	1,35e-05	1,23e-06	1,23e-06
	Domicílios particulares	0,997044	0,997790	2,56e-03	1,78e-03	1,78e-03
	Estabelecimentos de ensino	0,999553	0,999655	2,84e-04	6,30e-05	6,30e-05
	População residente	0,998989	0,997934	6,65e-04	4,48e-04	4,48e-04
	Estabelecimentos de saúde	0,999000	0,999807	3,86e-04	5,29e-05	5,29e-05
Vulnerabilidade	Proporção de crianças	0,999720	0,998857	3,60e-04	2,64e-04	2,64e-04
	Descarte em encostas	0,998354	0,999817	5,22e-04	1,08e-04	1,08e-04
	Proporção de idosos	0,999317	0,996512	6,06e-04	4,67e-04	4,67e-04
	Proporção de mulheres	0,998966	0,998747	9,94e-04	8,23e-04	8,23e-04
	Queima de lixo	0,993356	0,998019	1,44e-03	5,46e-04	5,46e-04
	Sem acesso à água	0,997860	0,999566	5,93e-03	1,41e-04	1,41e-04

Fonte: Autores

3.6.2 Razão de Frequência

A classe Muito Alta registrou $FR = 1,58$, correspondendo a 6.944,82 km² (16% da área estadual) e a 32,44 km² de área queimada (25% do total observado). A classe Alta apresentou FR próximo da unidade (0,97), abrangendo 13.569,03 km² (31% da área) e 39,13 km² de áreas queimadas (30% do total). As classes Médio e Baixo apresentaram FR de 0,37 e 0,02, respectivamente, enquanto as áreas Nulas (sem dados

válidos) apresentaram $FR = 0,94$. A Tabela 10 apresenta os resultados da validação do RIV pela Razão de Frequência, calculada a partir da sobreposição entre o mapa de risco e as cicatrizes de queimadas do INEA referentes a 2024.

Tabela 10. Distribuição das áreas queimadas observadas em 2024 e valores de FR por classe do RIV

Classe de RIV	Ci (km²)	Ci/Ctotal	Ai (km²)	Ai/Atotal	FR
Nulo	54,75	0,42	19.716,78	0,45	0,94
Baixo	0,03	0,00	621,89	0,01	0,02
Médio	3,17	0,02	2.897,76	0,07	0,37
Alto	39,13	0,30	13.569,03	0,31	0,97
Muito Alto	32,44	0,25	6.944,82	0,16	1,58

Fonte: Autores

3.6.3 Teste de Wilcoxon e Cliff's Delta

O teste de Wilcoxon-Mann-Whitney indicou que os valores de RIV são significativamente maiores nos setores com queimada observada ($W = 15.751.858$; $p < 2,2 \times 10^{-16}$), com diferença de localização estimada em 0,0141 (IC95%: 0,0134– ∞). O tamanho do efeito, estimado pelo Cliff's Delta, foi $\delta = 0,752$ (IC95%: 0,719–0,781), classificado como grande segundo os limiares de Romano et al. (2006).

3.6.4 Autocorrelação espacial bivariada (Moran e BiLISA)

O Índice de Moran Global Bivariado apresentou valor de $I = 0,0408$, com pseudo p-valor de 0,0010 e escore padronizado $z = 4,5843$, consistente com a rejeição da hipótese nula de aleatoriedade espacial, como apresentado na Figura 6.

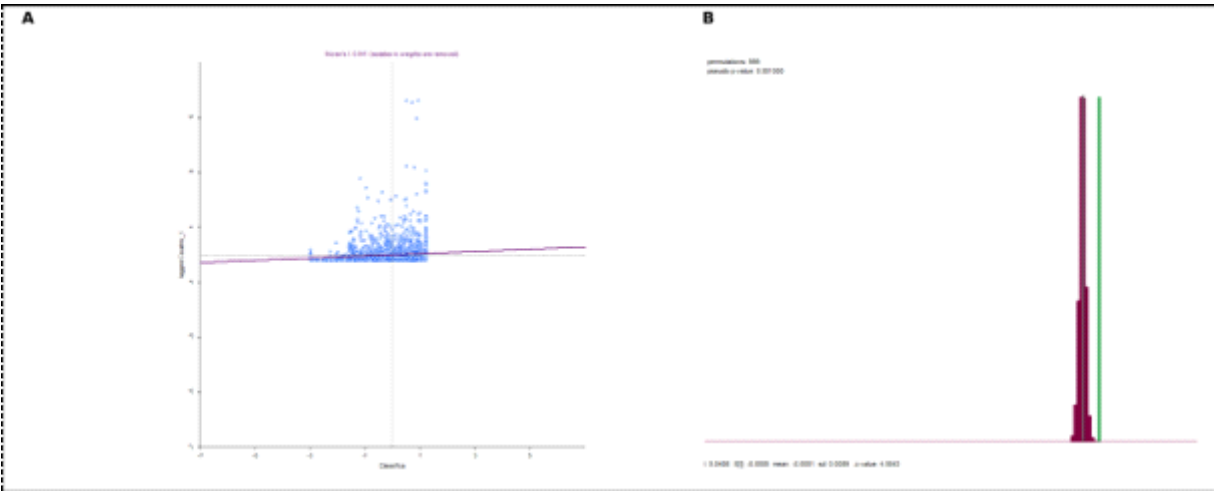


Figura 6. (A) Diagrama de dispersão de Moran Bivariado entre a classificação do RIV e as cicatrizes de queimadas defasadas espacialmente (lag); (B) distribuição de referência da estatística de Moran sob 999 permutações aleatórias, com o valor observado

Fonte: Autores

No nível local, o mapa de clusters BiLISA classificou a maior parte do território como Não Significativo (1.515 células). Os arranjos espaciais significativos identificados estão ilustrados na Figura 7 e sintetizados na Tabela 11.

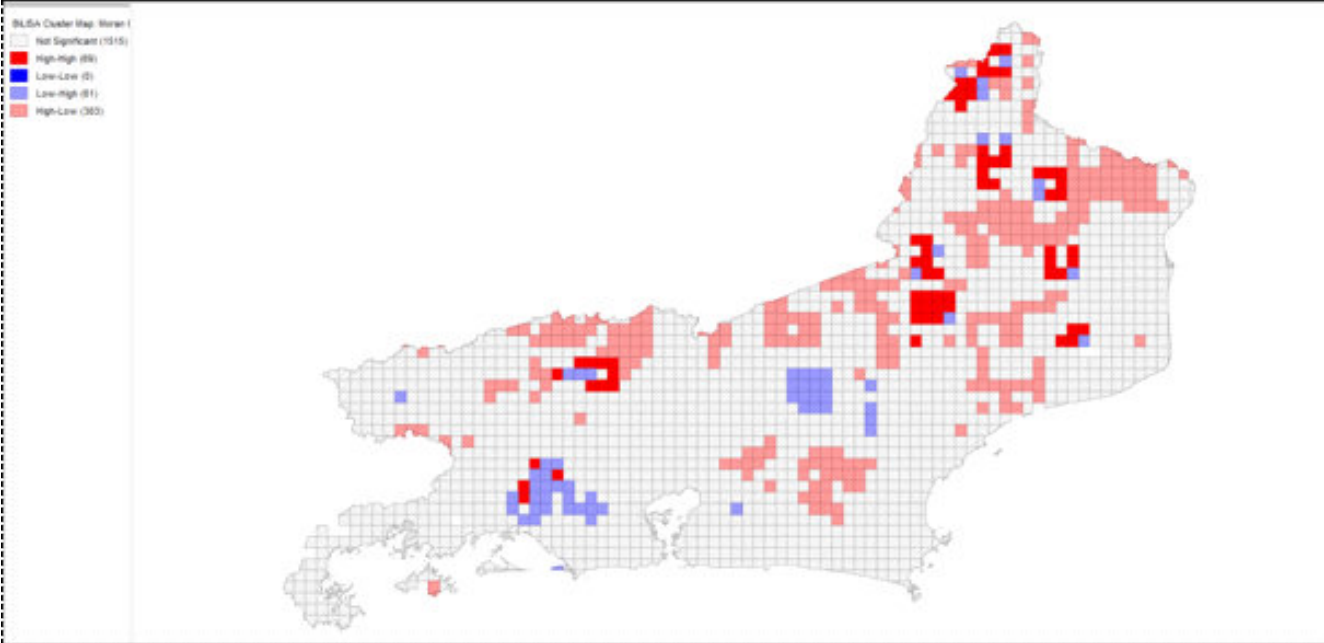


Figura 7. Mapa de clusters BiLISA (Moran Bivariado) entre a classificação do RIV e as cicatrizes de queimadas de 2024, na grade regular de 5 × 5 km (999 permutações)
Fonte: Autores, elaborado no GeoDa

Tabela 11. Distribuição das frequências de células por classe de cluster BiLISA

Categoria BiLISA	Nº de células	Significado territorial
Não Significativo	1.515	Ausência de padrão espacial bivariado definido
Alto-Alto (HH)	69	Áreas de alto risco com alta densidade de queimadas vizinhas
Alto-Baixo (HL)	303	Áreas de alto risco cercadas por baixa ocorrência de queimadas
Baixo-Alto (LH)	61	Áreas de baixo risco cercadas por alta incidência de queimadas
Baixo-Baixo (LL)	0	Áreas de baixo risco com baixa incidência de queimadas
Isolados (removidos)	10	Células periféricas sem vizinhança espacial direta

Fonte: Autores



4. DISCUSSÃO

4.1 O que a integração dos componentes revelou

O principal resultado deste estudo é que o risco de incêndios em vegetação no Estado do Rio de Janeiro não pode ser compreendido apenas pela possibilidade física de ocorrência do fogo. O mapa produzido pelo Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV) combina três dimensões: a ameaça, representada pelas condições ambientais favoráveis ao fogo; a exposição, relacionada à presença de pessoas, ocupações e outros elementos potencialmente afetados; e a vulnerabilidade, associada às condições sociais que podem ampliar as consequências de um evento. Essa perspectiva acompanha o entendimento da UNDRR (2019), para a qual o risco resulta da interação entre ameaça, exposição e vulnerabilidade. Também converge com estudos que apontam a necessidade de incorporar dimensões sociais à análise dos incêndios, tradicionalmente concentrada nas condições biofísicas de ocorrência do fogo (Cutter et al., 2003; Mihajlovski & Zhiyanski, 2025).

Essa integração modifica a forma de interpretar o território. Uma área ambientalmente suscetível ao fogo não é necessariamente aquela onde o risco social será maior, assim como uma área com suscetibilidade intermediária não deve ser automaticamente considerada de baixa prioridade. O risco passa a depender da combinação entre as condições que favorecem o fogo e aquilo que está exposto às suas possíveis consequências. Essa diferença aparece de maneira particularmente clara quando se observam alguns municípios como exemplos dos diferentes padrões encontrados no conjunto do Estado. São Francisco de Itabapoana representa uma situação em que as condições ambientais assumem papel importante na composição do risco. A presença de extensas áreas de pastagens e atividades agropecuárias favorece a disponibilidade de combustíveis finos durante períodos de estiagem, condição reconhecida na literatura como relevante para a ocorrência e propagação do fogo (Fernandes et al., 2011; Camargo et al., 2022).

Rio Bonito e Rio das Ostras ilustram um mecanismo diferente. O modelo de suscetibilidade utilizado como componente de ameaça indica que, durante o período seco, esses municípios não estão predominantemente entre as áreas de maior suscetibilidade ambiental do Estado (Camargo et al., 2022). Ainda assim, o RIV identifica setores de risco elevado em razão da combinação entre exposição, vulnerabilidade e ameaça. O resultado mostra, de maneira concreta, por que a suscetibilidade ambiental não deve ser confundida com risco. A mesma condição ambiental pode produzir prioridades distintas dependendo da quantidade e das características da população e dos elementos expostos. Essa interpretação é compatível com a concepção de vulnerabilidade social desenvolvida por Cutter et al. (2003) e com a literatura recente que chama atenção para a necessidade de superar modelos de incêndios centrados exclusivamente nos condicionantes físicos (Mihajlovski & Zhiyanski, 2025).

Os exemplos municipais não representam situações isoladas, mas diferentes formas de combinação dos componentes encontradas no território fluminense. A análise regional reforça essa interpretação. A REDEC Noroeste apresentou a maior proporção relativa de setores classificados como Muito Alto risco, com 31,29% dos setores nessa categoria. Esse resultado está relacionado à combinação entre condições ambientais favoráveis e níveis elevados de vulnerabilidade. Em outras palavras, a concentração regional do risco não decorre de um único fator, mas da sobreposição espacial de diferentes condições que, quando combinadas, aumentam o potencial de impacto dos incêndios. Essa leitura está de acordo com o modelo conceitual adotado pela UNDRR (2019), no qual o risco não é uma propriedade exclusiva da ameaça, mas resulta da interação entre diferentes dimensões territoriais.

4.2 O modelo é confiável? Convergência de cinco testes independentes

A confiabilidade do RIV não repousa sobre um único teste, mas sobre a convergência de procedimentos que avaliam aspectos distintos e complementares da qualidade do modelo.

A primeira camada de evidência, a análise de sensibilidade, responde a uma pergunta metodológica fundamental: a predição do modelo depende criticamente de julgamentos subjetivos de ponderação? A resposta foi negativa. Com correlação de Pearson acima de 0,993 mesmo sob perturbação de 30% para mais ou para menos nos pesos, o RIV mostrou-se robusto a incertezas na elicitação Fuzzy-AHP. Vale ressaltar que essa estabilidade refere-se aos pesos do índice contínuo, e não aos limiares do método de Jenks usados na discretização. A classe Alto apresentou FR próximo da unidade (0,97), o que indica que o poder discriminatório do modelo concentra-se sobretudo na classe Muito Alta, sugerindo que o limite entre as classes Média e Alta pode não capturar com nitidez a transição de risco.

Passando à validação empírica pelas queimadas observadas, a Razão de Frequência (FR) demonstrou associação positiva e progressiva entre as classes de risco mais elevadas e os registros de fogo (FR = 1,58 na classe Muito Alta), confirmando a capacidade preditiva agregada do modelo (Senanayake et al., 2020).

Em seguida, o teste de Wilcoxon-Mann-Whitney corroborou essa evidência ao avaliar o RIV como variável contínua, atestando significância estatística elevada ($p < 2,2 \times 10^{-16}$). Complementando o teste de hipótese, o Cliff's Delta indicou a magnitude prática dessa diferença, revelando um tamanho de efeito grande ($\delta = 0,752$) segundo os limiares de Romano et al. (2006).

Por fim, a análise espacial bivariada avaliou se o padrão geográfico do RIV coincide com a distribuição das queimadas reais. Embora o valor nominal do Índice de Moran Global Bivariado seja numericamente modesto ($I = 0,0408$), o elevado score padronizado ($z = 4,5843$) e o pseudo p-valor ($p = 0,001$) confirmam uma estrutura espacial estatisticamente robusta, padrão esperado em fenômenos condicionados a gatilhos sazonais e ignições locais (Chuvieco et al., 2014).

Essa mesma estrutura espacial exige cautela na interpretação das divergências apontadas pelo BiLISA. O quadrante Alto-Baixo, que reúne 303 células, pode ser interpretado inicialmente como indicativo de risco latente, ou seja, áreas estruturalmente propensas ao fogo onde o evento ainda não se materializou no ano analisado. No entanto, essa hipótese compete diretamente com a possibilidade de erro de especificação do modelo. Na econometria espacial, é consolidado que a autocorrelação nos resíduos pode indicar a omissão de variáveis relevantes ou uma forma funcional inadequada, e não necessariamente um processo territorial não observado (Cliff & Ord, 1972; McMillen, 2003). Experimentos de Monte Carlo demonstram que falhas de especificação geram correlações espaciais espúrias nos erros, tornando indispensável o uso de testes formais, como o RESET, antes de assumir razões territoriais para os resíduos (Vaona, 2009). Além disso, quando variáveis omitidas correlacionam-se com os fatores já presentes no modelo, o viés resultante deixa de ser aleatório e passa a formar aglomerados espaciais sistemáticos, padrão que se assemelha à concentração observada no BiLISA (Teng et al., 2018).

Estudos recentes de risco de incêndio reforçam a necessidade dessa dupla interpretação. Modelos baseados em camadas estruturais estáticas mapeiam condições favoráveis à ignição, e não a ocorrência iminente do fogo, sendo que distorções pontuais em recortes anuais costumam refletir anomalias climáticas temporárias (Vignesh & Parvathi, 2026). Da mesma forma, ignorar a dependência espacial entre células vizinhas tende a produzir aglomerados de falsos positivos, viés que é reduzido quando a estrutura do espaço é considerada (Shams Eddin et al., 2023).

Por isso, o quadrante Alto-Baixo deve ser tratado como área prioritária para monitoramento sob duas hipóteses concorrentes: a existência de risco latente e a presença de viés de especificação. A distinção entre esses dois caminhos será feita mediante diagnósticos formais de resíduos (Moran nos erros e teste RESET) e acompanhamento por séries históricas mais longas (Seção 4.4), evitando atribuir certeza ao risco latente a partir de dados de um único ano.



4.3 Implicações para políticas públicas e gestão do risco

O mapa de RIV oferece subsídio direto para a tomada de decisão por órgãos de defesa civil, saúde e planejamento territorial. É importante que essa priorização reflita a diferença de força preditiva entre as duas classes mais críticas, discutida na Seção 4.2: a classe Muito Alto ($FR = 1,58$) tem validação empírica consistentemente mais forte que a classe Alto ($FR = 0,97$, próximo da unidade), de modo que a Muito Alto deve ser tratada como prioridade máxima e inequívoca, enquanto a classe Alto é mais bem interpretada como uma zona de atenção — que amplia o universo de áreas a monitorar, mas cuja alocação de recursos escassos (brigadas, equipamentos) deve ser condicionada a informação complementar (histórico local de queimadas, proximidade a Muito Alto, densidade populacional), e não tratada como equivalente à Muito Alto. Entre os usos operacionais recomendados, destacam-se: (i) priorização máxima da alocação de brigadas de incêndio e de equipamentos de combate nos setores classificados como Muito Alto risco, com destaque para a REDEC Noroeste, e monitoramento intensificado — mas não necessariamente a mesma alocação direta de recursos — nos setores Alto; (ii) direcionamento de campanhas educativas de prevenção (queima controlada, descarte de resíduos, uso do fogo em atividades agropastoris) para os municípios com maior concentração de setores em risco elevado; (iii) subsídio à vigilância em saúde, permitindo antecipar o aumento de agravos respiratórios associados à fumaça em períodos críticos; (iv) apoio ao posicionamento estratégico de ambulâncias e demais recursos de resposta emergencial durante a estação seca; (v) alimentação de salas de situação e painéis de monitoramento da defesa civil, permitindo o acompanhamento em tempo real das áreas prioritárias; e (vi) orientação ao monitoramento contínuo por sensoriamento remoto (focos de calor e cicatrizes de queimadas), retroalimentando periodicamente o modelo.

As 303 células classificadas como Alto-Baixo no BiLISA (Seção 3.4.4) merecem menção específica nesse contexto: por reunirem as pré-condições estruturais para a deflagração de incêndios de grandes proporções sem tê-las manifestado no recorte temporal de 2024, constituem o subconjunto territorial mais adequado para ações de prevenção primária — antes que a materialização do evento torne a resposta necessariamente reativa. Recomenda-se que o RIV seja incorporado como camada de apoio à decisão em plataformas já utilizadas pela SEDEC-RJ, favorecendo a transição entre a pesquisa acadêmica e a aplicação prática em gestão de risco de desastres.

4.4 Limitações do estudo

Quatro limitações devem ser consideradas na interpretação dos resultados, sem que isso comprometa a validade das evidências já discutidas.

Janela temporal de validação: a validação empírica apoiou-se exclusivamente nas cicatrizes de queimadas de um único ano (2024, INEA). Um ano específico está sujeito a condições meteorológicas particulares (regime de chuvas, ondas de calor, ventos), de modo que a distribuição observada de incêndios em 2024 pode não representar integralmente o regime de longo prazo de incêndios no estado. A ausência de uma série histórica mais longa na validação limita a capacidade de distinguir entre risco estrutural (que o RIV pretende capturar) e variabilidade interanual do clima — é essa mesma limitação que impede, como discutido na Seção 4.2, decidir se as 303 células Alto-Baixo do BiLISA representam risco latente genuíno ou superestimação do modelo.

Resolução e agregação dos dados censitários: os indicadores de exposição e vulnerabilidade derivam do Censo Demográfico de 2022, cuja menor unidade disponível é o setor censitário — unidade heterogênea em área e forma, mitigada neste estudo pela padronização em grade regular apenas na etapa de validação espacial (Seção 2.8.4), mas não na construção do índice original em si. Setores muito extensos em áreas rurais podem mascarar heterogeneidades internas de exposição e vulnerabilidade.

Disponibilidade de indicadores no instrumento censitário: o conjunto de variáveis de vulnerabilidade foi limitado às informações disponíveis no Censo Demográfico de 2022, o que excluiu indicadores potencialmente relevantes, como renda domiciliar per capita, escolaridade, ou histórico de deslocamento forçado por desastres anteriores — indicadores comuns em índices internacionais de vulnerabilidade social (Cutter et al., 2003), mas não diretamente tabulados na base pública utilizada.

Estabilidade dos limiares de classificação: como discutido na Seção 4.2, a análise de sensibilidade comprovou a robustez dos pesos Fuzzy-AHP, mas não testou a sensibilidade dos limiares de corte do método de Quebras Naturais (Jenks) usados para converter o índice contínuo em cinco classes categóricas — o que provavelmente explica por que a classe Alto apresentou poder discriminatório mais fraco ($FR = 0,97$) que a classe Muito Alta ($FR = 1,58$).

Nenhuma dessas limitações invalida as evidências de robustez e capacidade preditiva discutidas nas Seções 4.1 e 4.2; elas delimitam, isso sim, o escopo apropriado de interpretação do modelo e apontam direções concretas — detalhadas na Conclusão — para o seu aprimoramento em ciclos futuros de atualização.



5. CONCLUSÃO

5.1 O que foi feito

Este estudo desenvolveu e validou um modelo espacial de risco de incêndios em vegetação para o Estado do Rio de Janeiro, integrando explicitamente suscetibilidade ambiental (ameaça), exposição e vulnerabilidade socioespacial na escala de setores censitários, segundo o arcabouço conceitual multiplicativo da UNDRR (2019). A ponderação das variáveis de exposição e vulnerabilidade foi realizada pelo método Fuzzy-AHP, com consistência estatística validada ($CR < 0,10$), e a integração dos três componentes foi conduzida por álgebra de mapas em ambiente SIG, gerando o Índice de Risco de Incêndios em Vegetação (RIV). A robustez do modelo foi avaliada por cinco procedimentos independentes: análise de sensibilidade dos pesos Fuzzy-AHP, Razão de Frequência, teste de Wilcoxon-Mann-Whitney, Cliff's Delta e autocorrelação espacial bivariada (Moran Global e BiLISA).

5.2 O que foi descoberto

Os resultados demonstraram que 78,26% do território estadual (aproximadamente 34.237 km²) encontra-se classificado nas categorias Alto e Muito Alto risco, evidenciando que os incêndios em vegetação representam um fenômeno amplamente disseminado no estado, e não um problema restrito a municípios isolados. A distribuição do risco revelou forte heterogeneidade espacial e um achado conceitualmente central: a ameaça física, isoladamente, não explica a distribuição do risco — municípios distintos alcançam risco elevado por caminhos diferentes, seja pela ameaça predominante (caso de São Francisco de Itabapoana), seja pela concentração de exposição e vulnerabilidade em contextos de ameaça não especialmente favorável ao fogo (caso Rio Bonito e Rio das Ostras), evidenciando que os três componentes carregam informação não redundante entre si. A REDEC Noroeste destacou-se como a área de maior concentração relativa de setores em Muito Alto risco (31,29%), resultado da convergência entre suscetibilidade ambiental e vulnerabilidade social elevadas. A validação com cicatrizes de queimadas do INEA confirmou a consistência espacial e estatística do modelo, com $FR = 1,58$ na classe Muito Alta (e $FR = 0,97$, mais fraco, na classe Alto), corroborado por teste de Wilcoxon ($p < 2,2 \times 10^{-16}$), tamanho de efeito grande (Cliff's Delta = 0,752) e autocorrelação espacial bivariada significativa (Moran I = 0,0408; $p = 0,001$), com estabilidade elevada frente a incertezas de ponderação (Pearson > 0,993 no cenário mais extremo).

5.3 O que isso significa

Contribuição científica: este estudo operacionaliza, de forma explícita e replicável, o conceito de risco proposto pela UNDRR (2019) — risco como produto de ameaça, exposição e vulnerabilidade — em escala de setores censitários para o Estado do Rio de Janeiro, respondendo diretamente à lacuna metodológica

internacional identificada por Mihajlovski e Zhiyanski (2025): a predominância de estudos centrados exclusivamente na ameaça e a sub-representação de exposição e vulnerabilidade na avaliação de risco de incêndios em vegetação. Ao demonstrar, com evidência empírica, que a ameaça isolada não explica a distribuição do risco no território fluminense, o estudo fornece um argumento metodológico replicável para outras regiões com padrões semelhantes de heterogeneidade ambiental e socioespacial.

Contribuição prática: o modelo fornece subsídio direto e imediatamente aplicável ao planejamento territorial e à redução do risco de desastres — priorização da alocação de brigadas de incêndio, direcionamento de campanhas educativas, apoio à vigilância em saúde e ao posicionamento de recursos de resposta emergencial, e identificação de zonas de risco latente (as 303 células Alto-Baixo do BiLISA) que constituem o alvo mais estratégico para ações de prevenção primária.

Estudos futuros devem priorizar: (i) a atualização periódica do componente de ameaça com dados de focos de calor mais recentes; (ii) a incorporação de variáveis dinâmicas de tempo real (meteorologia, umidade do combustível); (iii) a ampliação da validação estatística por meio de curvas ROC/AUC e divisão treino-teste, e da série temporal de queimadas utilizada na validação, para distinguir risco estrutural de variabilidade climática interanual; (iv) a investigação da sensibilidade dos limiares de corte do método de Jenks, como esquemas alternativos de classificação; e (v) a documentação formal do processo de eliciação de especialistas no Fuzzy-AHP e a incorporação de indicadores socioeconômicos adicionais (renda, escolaridade) à medida que se tornem disponíveis em bases públicas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ahmad, H., Wu, Z., Huang, H., Muhammad, S., Hayat, M., Abbas, K. & Shu, Z. (2025). A comparative evaluation of forest fire hazard vulnerability through geographic information system-based techniques. *Frontiers in Forests and Global Change*, 8, 1635041.
- Aljaafari, M., Sorour, S.E. (2025). FlameGuard: an AI-driven smart map for early detection and management of agricultural fires in Saudi Arabia. *Scientific Reports*, 15, 42808.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115.
- Anselin, L. (2019). A local indicator of multivariate spatial association: extending Geary's C. *Geographical Analysis*, 51(2), 133-150.
- Anselin, L., Syabri, I., & Kho, Y. (2006). GeoDa: an introduction to spatial data analysis. *Geographical analysis*, 38(1), 5-22.
- Balakrishnan, D., Sathyan, A.R., Jena, A. et al. (2025). Assessing farmers' vulnerability to floods and landslides in Kerala using a multidimensional Societal Vulnerability Index (SVI-FL). *Discover Environment*, 3, 233.
- Bergonse, R., Oliveira, S., Santos, P., Zêzere, J.L. (2022). Wildfire Risk Levels at the Local Scale: Assessing the Relative Influence of Hazard, Exposure, and Social Vulnerability. *Fire*, 5, 166.
- Bond, W.J., Woodward, F.I., & Midgley, G.F. (2005). The global distribution of ecosystems in a world without fire. *New Phytologist*, 165(2), 525-538.
- Bowman, D.M., Kolden, C.A., Abatzoglou, J.T., Johnston, F.H., van der Werf, G.R., & Flannigan, M. (2020). Vegetation fires in the Anthropocene. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(10), 500-515.
- Bruno, E. A., de Deus, L. A. B., & da Franca Fernandes, V. (2025). Mapeamento de suscetibilidade a incêndio em áreas verdes no município do Rio de Janeiro. *Revista Tocantinense de Geografia*, 14(32), 90-113.
- Camargo, L., da Silva, R.W., do Amaral, S.S., da Silva, A.P., Ferreli, T., & da Silva, M.P.D. (2019). Mapeamento de Áreas Suscetíveis a Incêndios Florestais do Município de Petrópolis-RJ. *Anuário do Instituto de Geociências*, 42(1).
- Camargo, L., Silva, C., Pimentel, L.C.G., da Silva, R.W., Sobrinho, M.A.B., Landau, L. (2022). Geotechnologies as decision support strategies for the identification of fire-susceptible areas in Rio de Janeiro State. *Environmental Monitoring and Assessment*, 194(8), 557.
- Cano-Crespo, A., Traxl, D., Prat-Ortega, G. et al. (2023). Characterization of land cover-specific fire regimes in the Brazilian Amazon. *Regional Environmental Change*, 23, 19.
- Chang, D.Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. *European Journal of Operational Research*, 95(3), 649-655.
- Chuvieco, E., Aguado, I., Jurdao, S., Pettinari, M.L., Yebra, M., Salas, J., Hantson, S., de la Riva, J., Ibarra, P., Rodrigues & Martínez-Vega, F. J.. (2014). Integrating geospatial information into fire risk assessment. *International Journal of Wildland Fire*, 23(5), 606–619.
- Cliff, A. D.; Ord, J. K. (1972). Testing for Spatial Autocorrelation Among Regression Residuals. *Geographical Analysis*, 4(3), 267–284.

- Cochrane, M. (2003). Fire science for rainforests. *Nature*, 421, 913–919.
- Cutter, S. L., Boruff, B. J., & Shirley, W. L. (2003). Social vulnerability to environmental hazards. *Social science quarterly*, 84(2), 242-261.
- De Araújo, F.M., Ferreira, L.G., & Arantes, A.E. (2012). Distribution patterns of burned areas in the Brazilian biomes: An analysis based on satellite data for the 2002–2010 period. *Remote Sensing*, 4(7), 1929-1946.
- Fernandes, M.D.C., Coura, P.H.F., Sousa, G.M., & Avelar, A.S. (2011). Avaliação geoecológica de susceptibilidade à ocorrência de incêndios no Estado do Rio de Janeiro, Brasil. *Floresta e Ambiente*, 18(3), 299–309.
- Freitas, W.K., Gois, G., Pereira Jr., E.R., Oliveira Jr., J.F., Magalhães, L.M.S., Brasil, F.C., & Sobral, B.S. (2020). Influence of fire foci on forest cover in the Atlantic Forest in Rio de Janeiro, Brazil. *Ecological Indicators*, 115, 106340.
- Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Gholamnia, K., & Aryal, J. (2019). Forest fire susceptibility and risk mapping using social/infrastructural vulnerability and environmental variables. *Fire*, 2(3), 50.
- IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2022). Censo Demográfico 2022: Resultados do Universo e Cadastro Nacional de Endereços para Fins Estatísticos (CNEFE). Rio de Janeiro: IBGE.
- Kumi-Boateng, B., Peprah, M.S., & Larbi, E.K. (2021). Prioritization of forest fire hazard risk simulation using hybrid grey relativity analysis (HGRA) and fuzzy analytical hierarchy process (FAHP) coupled with multicriteria decision analysis (MCDA) techniques. *Geodesy and Cartography*, 47(3), 147-161.
- Mafi-Gholami, D., Pirasteh, S., Ellison, J.C., & Jaafari, A. (2021). Fuzzy-based vulnerability assessment of coupled social-ecological systems to multiple environmental hazards and climate change. *Journal of Environmental Management*, 299, 113573.
- Mann, R., Khajuria, N., Saini, D. et al. (2026). Quantitative assessment of urban flood vulnerability using the Livelihood Vulnerability Index approach in the westernmost coastal metropolis of Mumbai, India. *Environmental Science and Pollution Research*, 33, 3693–3727.
- Mashaire, P., Basupi, L.V., & Tsidu, G.M. (2026). Wildfire risk assessment and hotspot analysis in an African savanna ecosystem: The Eastern Okavango Panhandle, Botswana. *Frontiers in Forests and Global Change*, 9, 1797690.
- McMillen, D. P. (2003). Spatial Autocorrelation Or Model Misspecification? *International Regional Science Review*, 26(2), 208–217.
- Mihajlovski, B.; Zhiyanski, M. (2025). Global Forest Fire Assessment Methods: A Comparative Analysis of Hazard, Susceptibility, and Vulnerability Approaches in Different Landscapes. *Fire*, 8, 380.
- Modugno, S., Balzter, H., Cole, B., & Borrelli, P. (2016). Mapping regional patterns of large forest fires in Wildland–Urban Interface areas in Europe. *Journal of environmental management*, 172, 112-126.
- Ni, R., Su, Z., Guo, W. et al. (2026). Spatio-temporal considerations enhance forest fire prediction in Fujian Province. *Fire Ecology*, 22, 84.
- Parente, J., Pereira, M. G., Amraoui, M., & Tedim, F. (2018). Negligent and intentional fires in Portugal: Spatial distribution characterization. *Science of the total environment*, 624, 424-437.

- Pivello, V.R. (2011). The Use of Fire in the Cerrado and Amazonian Rainforests of Brazil: Past and Present. *Fire Ecology*, 7, 24–39.
- Radeloff, V. C., Helmers, D. P., Kramer, H. A., Mockrin, M. H., Alexandre, P. M., Bar-Massada, A., ... & Stewart, S. I. (2018). Rapid growth of the US wildland-urban interface raises wildfire risk. *Proceedings of the national academy of sciences*, 115(13), 3314-3319.
- Ribeiro, T.F.R., Silva, F.J.M.d. & Costa, R.L.d.C. (2026). Modelling forest fire dynamics using conditional variational autoencoders. *Information Systems Frontiers*, 28, 957–976.
- Romano, J., Kromrey, J. D., Coraggio, J., & Skowronek, J. (2006, February). Appropriate statistics for ordinal level data: Should we really be using t-test and Cohen'sd for evaluating group differences on the NSSE and other surveys. In *annual meeting of the Florida Association of Institutional Research* (Vol. 177, No. 34).
- Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process.
- San-Miguel-Ayanz, J., Schulte, E., Schmuck, G., Camia, A., Strobl, P., Liberta, G., Amatulli, G. (2021). *Forest Fires in Europe, Middle East and North Africa 2020*. Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- Santos Clemente, S.D., Oliveira, J.F.D., & Passos Louzada, M.A. (2017). Focos de calor na Mata Atlântica do Estado do Rio de Janeiro. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 32(4), 669-677.
- Senanayake, S., Pradhan, B., Huete, A., & Brennan, J. (2020). Assessing soil erosion hazards using land-use change and landslide frequency ratio method: A case study of Sabaragamuwa province, Sri Lanka. *Remote Sensing*, 12(9), 1483.
- Shams Eddin, M. H.; Roscher, R.; Gall, J. (2023). Location-Aware Adaptive Normalization: A Deep Learning Approach for Wildfire Danger Forecasting. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, 1–18.
- Silva, M., Souza, A.D., Silva, R.D., Amaral, S.D., Salles, K., & Camargo, L. (2021). Proposta para redistribuição das coordenadorias regionais de defesa civil ajustadas às regiões hidrográficas do estado do Rio de Janeiro. *Revista Fiammae*, 7(19).
- Silva, W. L., & Dereczynski, C. P. (2014). Caracterização climatológica e tendências observadas em extremos climáticos no estado do Rio de Janeiro. *Anuário do Instituto de Geociências*, 37(2), 123-138.
- Sobral, B. S., Oliveira-Júnior, J. F., Gois, G., de Bodas Terassi, P. M., & Muniz-Júnior, J. G. R. (2018). Variabilidade espaço-temporal e interanual da chuva no estado do Rio de Janeiro. *Revista Brasileira de Climatologia*, 22.
- Sousa, G.M., Coura, P.H.F., & Fernandes, M.C. (2010). Cartografia geoecológica da potencialidade à ocorrência de incêndios: uma proposta metodológica. *Revista Brasileira de Cartografia*, 2010, 62-1.
- Teng, S. N.; Xu, C.; Sandel, B.; Svenning, J.-C. (2018). Effects of intrinsic sources of spatial autocorrelation on spatial regression modelling. *Methods in Ecology and Evolution*, 9(2), 363–372.
- Teyso, T.A., Hassen, E.E. & Worku, M.A. (2026). Drought vulnerability assessment using geospatial approaches: Under IPCC vulnerability frameworks. *Journal of Disaster Science and Management*, 2, 10.
- Torres, F.T.P., Lima, G.S., Costa, A.D.G., Félix, G.D.A., & Silva Júnior, M.D. (2016). Perfil dos incêndios florestais em unidades de conservação brasileiras no período de 2008 a 2012. *Floresta, Curitiba*, 46(4), 531-542.

Trinta, P.Q., Fonseca, D.D., Sobrinho, M.A.B., de Souza Camargo, L., & da Silva, L.P. (2025). Análise de ocorrências de incêndios florestais a partir dos mapeamentos de focos de calor e de suas áreas mais suscetíveis. *Territorium*, 32 (N. Especial), 179-192.

UNDRR - United Nations Office for Disaster Risk Reduction. (2019). *Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction (GAR)*. Geneva: UNDRR.

Vaona, A. (2009). Spatial autocorrelation or model misspecification? The help from RESET and the curse of small samples. *Letters in Spatial and Resource Sciences*, 2(1), 53–59.

Vignesh, U.; Parvathi, R. (2026). Spatial bias in wildfire ignition models using a wildland urban Interface Pressure Index in the Tamil Nadu and Karnataka Belt. *Frontiers in Forests and Global Change*, 9:1857505.

Yadav, M., Sarkar, M.S., Rana, S.K. et al. (2026). Assessment of forest fire frequency in Rajaji National Park, India: implications for fire management strategies. *Environmental Sustainability*.

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), 338-353.



Centro de Estudos e Pesquisas em Defesa Civil