


**Artigo de Pesquisa****DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO DE RISCO PARA A GESTÃO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS NO CEARÁ, BRASIL****Development of a risk model for the management of forest fires in Ceará, Brazil.**Mauricio Alejandro Perea Ardila<sup>1</sup><sup>1</sup> Universidade Federal do Ceará, Programa de Pós-Graduação em Geografia, Fortaleza, Brasil. E-mail: mauricio.perea@alu.ufc.br : <https://orcid.org/0000-0003-4561-0251>

Recebido em 21/03/2025 e aceito em 23/05/2025

**RESUMO:** Este estudo desenvolveu um modelo de risco para a gestão de incêndios florestais no estado do Ceará, Brasil, usando ferramentas de Sistemas de Informações Geográficas (SIG). O modelo integra oito variáveis físicas e climáticas, como precipitação, temperatura, evapotranspiração potencial, inclinação, orientação do terreno, cobertura da terra, proximidade de estradas e altitude. Esses fatores foram ponderados de acordo com sua contribuição para o risco de incêndio, sendo a precipitação (30,7%), a temperatura (21,82%) e a evapotranspiração potencial (19,13%) as variáveis mais influentes. O modelo foi validado usando dados históricos de focos de calor obtidos do sensor MODIS (2001-2024), revelando que 75,79% dos pontos quentes foram registrados em áreas categorizadas como de risco moderado, alto e muito alto. No entanto, foram identificadas discrepâncias em 24,21% dos registros, que podem ser atribuídas principalmente a fatores socioeconômicos e atividades humanas não incluídas na modelagem. Os resultados indicam que aproximadamente 54,92% do território do Ceará apresenta risco alto ou muito alto ( $\approx 81.111,30 \text{ km}^2$ ), com áreas críticas concentradas em regiões de Quixadá e Fortaleza. Essas zonas coincidem com regiões próximas a estradas principais e áreas urbanizadas, ressaltando a importância da atividade antropogênica na ocorrência de incêndios. Essa análise melhora a precisão espacial e metodológica ao incorporar mais variáveis e uma resolução detalhada (30 m). Esse modelo é uma ferramenta valiosa para o planejamento territorial e a tomada de decisões, permitindo a priorização de estratégias de prevenção e mitigação em áreas de maior risco.

**Palavras-chave:** Fogo; Geotecnologia; Risco de incêndio; Semiárido.

**ABSTRACT:** This study developed a wildfire risk model for the state of Ceará, Brazil, employing Geographic Information System (GIS) tools. The model integrates eight physical and climatic variables, including precipitation, temperature, potential evapotranspiration, slope, aspect, land cover, proximity to roads, and elevation. These factors were weighted based on their relative contribution to fire risk, with precipitation (30.7%), temperature (21.82%), and potential evapotranspiration (19.13%) emerging as the most influential variables. The model was validated using historical hotspot data from the MODIS sensor (2001–2024), revealing that 75.79% of hotspots were recorded in areas classified as moderate, high, or very high risk. However, discrepancies were identified in 24.21% of the records, likely attributable to socioeconomic conditions and human activities not accounted for in the model. Results indicate that approximately 54.92% of Ceará's territory is exposed to high or very high fire risk ( $\approx 81,111.30 \text{ km}^2$ ), with critical areas concentrated in the regions of Quixadá and Fortaleza. These zones overlap with areas near major roads and urbanized zones, underscoring the significant role of anthropogenic activity in wildfire occurrence. This analysis enhances spatial and methodological accuracy by incorporating a greater number of variables and employing a high-resolution grid (30 m).

The resulting model represents a valuable tool for land-use planning and decision-making, enabling the prioritization of prevention and mitigation strategies in the most vulnerable areas.

**Keywords:** Fire, Geotechnology, Fire risk, Semi-Arid.

## INTRODUÇÃO

Os incêndios florestais afetam repetidamente florestas e terras agrícolas em todo o mundo. Ter dados sobre sua localização geográfica é fundamental para otimizar planos e ações preventivas (TIAN et al., 2013). Nos últimos tempos, o aumento do aquecimento global e as atividades humanas levaram a uma maior incidência de incêndios florestais, impulsionados por mudanças climáticas e mudanças no uso da terra (JONES et al., 2022). O Brasil é um país tropical que sofreu incêndios florestais sem precedentes na última década (PIVELLO et al., 2021). Estudos como o de Alencar et al. (2022) mostraram que, entre 1985 e 2020, o 19,6% do território brasileiro foi afetado por incêndios. Em particular, cerca de 10,9 milhões de hectares, o equivalente a 12,7% da Caatinga registrou incêndios pelo menos uma vez entre 1985 e 2023 e, cada ano o fogo afetou 481.609 hectares em média, o que corresponde a 0,56% da área total do bioma (FRANCA ROCHA et al., 2024). Assim, esses números mostram uma crescente vulnerabilidade dos ecossistemas brasileiros, intensificada por fatores como mudanças climáticas, desmatamento e práticas agrícolas inadequadas (MATAVELI et al., 2018).

Além disso, a região semiárida brasileira é particularmente vulnerável a incêndios devido à irregularidade das chuvas, à distribuição espacial e temporal das precipitações e às características de sua vegetação durante a estação seca (DE OLIVEIRA et al., 2021). A Caatinga, bioma predominante no semiárido nordestino, é altamente vulnerável a incêndios e o 95% dos municípios do Ceará estão localizados nessa área (SILVA et al., 2021). Por exemplo, em 2023, foram identificados 9.829 focos de calor no estado do Ceará, destacando a intensidade dos eventos registrados nesse período na região (FUNCEME, 2023). Nesse contexto, é fundamental contar com ferramentas de planejamento territorial para orientar a implementação de estratégias de prevenção, monitoramento, controle e combate eficazes aos incêndios florestais na região.

A modelagem espacial do risco de incêndios florestais busca identificar as zonas mais risco, considerando os fatores que influenciam a ignição e a propagação do fogo, permitindo uma melhor compreensão das condições que favorecem a ocorrência e a propagação do fogo (TAGLIARINI et al., 2020; WHITE; WHITE; RIBEIRO, 2016). Os mapas de risco de incêndios florestais são fundamentais nesse processo de planejamento territorial, pois a identificação de áreas com diferentes níveis de risco otimiza os recursos e protege os ecossistemas por meio da prevenção e do controle eficazes dos incêndios (TAN; FENG, 2023). O risco de incêndio florestal depende de fatores como vegetação, clima e topografia, que influenciam o comportamento e a propagação do fogo (BELLO; VASQUES FREITAS; MARIA VIEIRA, 2023).

Os Sistemas de Informações Geográficas (SIG) são ferramentas geotecnológicas fundamentais para a criação de mapas de risco de incêndios florestais, permitindo a

identificação de áreas propensas por meio da sobreposição e ponderação de fatores relacionados à sua iniciação e propagação em mapas temáticos (TORRES et al., 2014). Um SIG facilita a integração e a análise de grandes volumes de dados, possibilitando avaliar a probabilidade de ignição de incêndios florestais, sua possível propagação e os impactos associados por meio de ferramentas avançadas de visualização e processamento (TORRES et al., 2017). O uso de novas tecnologias capazes de prevenir ou reduzir os impactos negativos dos incêndios é essencial para preservar a biodiversidade e garantir a manutenção saudável dos ecossistemas (MACHADO NETO et al., 2022).

Alguns exemplos da aplicação de SIG para mapeamento de risco de incêndios florestais no Brasil foi realizado por BELLO; VASQUES FREITAS; MARIA VIEIRA, (2023) que utilizaram SIG e análise hierárquica de variáveis para identificar as regiões mais suscetíveis à ocorrência de incêndios no bioma caatinga no nordeste brasileiro. Por outro lado, o estudo de CAMARGO et al. (2019) identificou a vulnerabilidade à ocorrência de incêndios florestais por meio da aplicação de geoprocessamento de seis variáveis condicionantes e da construção de um mapa de risco de incêndio no município de Petrópolis, Rio de Janeiro.

Da mesma forma, OLIVEIRA et al. (2020) mapearam por meio de técnicas de geoprocessamento e da análise de oito variáveis, o risco de incêndios florestais no município de Coxim, na região norte do Estado de Mato Grosso do Sul, uma zona de interação entre os biomas Cerrado e Pantanal. Tais abordagens utilizando o SIG refletem a versatilidade e a eficácia do SIG como ferramenta fundamental para a avaliação e a gestão do risco de incêndios florestais, permitindo a integração de múltiplas variáveis condicionantes em modelos espaciais que facilitam a tomada de decisões e o planejamento territorial em diferentes regiões e biomas do Brasil.

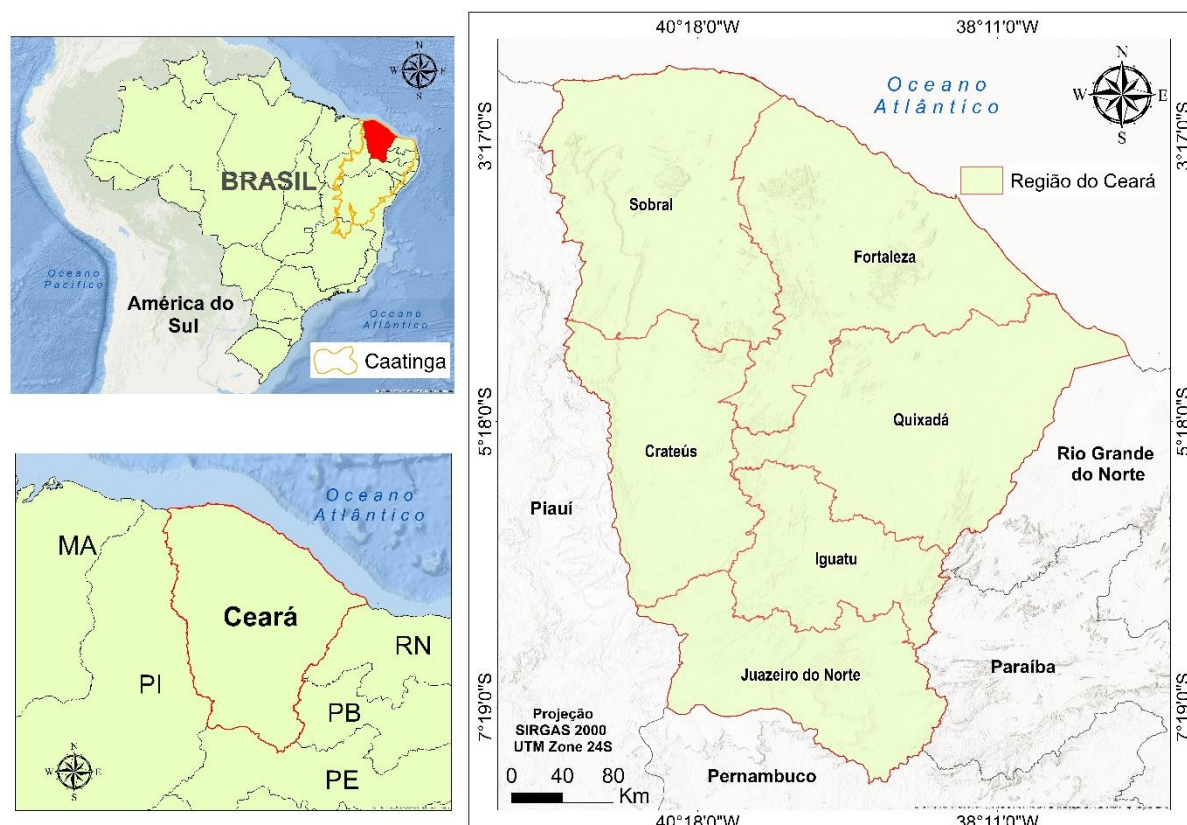
Nesse contexto, o objetivo deste estudo foi desenvolver um modelo de risco para a gestão de incêndios florestais no estado do Ceará, Brasil. O modelo foi baseado na atribuição de pesos a oito variáveis divididas em duas classes: fatores físicos do local (declividade, cobertura do solo, proximidade de estradas, orientação do terreno e altitude) e fatores climáticos (precipitação, temperatura e evapotranspiração potencial). Espera-se que os resultados desse estudo ajudem a identificar as áreas com maior risco de incêndios florestais, permitindo um planejamento mais eficaz das estratégias de prevenção, mitigação e resposta no caso de eventos críticos. Além disso, essa ferramenta busca apoiar a tomada de decisões por parte de gestores e autoridades ambientais, promovendo a gestão sustentável da terra no estado do Ceará.

## MATERIAIS E MÉTODOS

### Área do estudo

O estado do Ceará está localizado na região Nordeste do Brasil (**Figura 1**). Possui uma área de aproximadamente 148.827,17 km<sup>2</sup> e 184 municípios (SILVA et al., 2021). O bioma caatinga domina o estado, com chuvas limitadas a quatro meses por ano e sua alta biodiversidade, adaptada à sazonalidade do bioma, possui flora e fauna

típicas de condições semiáridas (DA SILVA FONSECA, 2013). Com temperaturas entre 22 e 27 °C e precipitação pluviométrica anual inferior a 800 mm, a região é caracterizada por um clima quente e baixa distribuição de chuvas, típicos de áreas semiáridas (SOARES, 2015). As regiões mais secas estão localizadas na depressão sertaneja, no Oeste e no Sudeste. Próximo ao litoral, os ventos alísios geram um clima subúmido, com vegetação mais densa e presença marcante de carnaubais (COSTA; MATEUS; SILVA, 2014).



**Figura 1.** Localização do estado do Ceará, Brasil. Fonte: (IBGE, 2022).

### Coleta de informações básicas

As variáveis foram escolhidas com base em sua relevância para a dinâmica dos incêndios, considerando fatores físicos, climáticos e de alocação do risco. A definição do peso de cada variável seguiu as características específicas de cada uma delas e tomou como referência a metodologia proposta por Eugênio et al. (2016), utilizada para a construção do mapa de risco de incêndio.

#### Fatores físicos

##### Inclinação

Um raster da inclinação em graus da área de estudo foi produzido usando a função SLOPE (disponível no ArcGIS 10.8, licença pessoal) com base no DEM ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer), acessado por



meio do Japan Space System ([https://gdemdl.aster.jspacesystems.or.jp/index\\_en.html](https://gdemdl.aster.jspacesystems.or.jp/index_en.html)) e com um tamanho de pixel de 30 metros. A partir do novo raster de inclinação, foi realizada uma reclassificação contendo cinco classes de risco (**Tabela 1**). A cada classe foi atribuído um peso de nível de risco com base no proposto por (RIBEIRO et al., 2008). A inclinação do terreno é um fator crucial na análise de risco de incêndio florestal devido à sua influência direta na propagação do fogo e na intensidade das chamas (BALTAÇI; YILDIRIM, 2020). Considera-se que, à medida que a inclinação aumenta, a velocidade com que o fogo se espalha também tende a aumentar.

Além disso, a orientação do terreno foi calculada usando o DEM, que foi reclassificado em oito classes, conforme proposto por Eugenio et al. (2016): N-NE (0-45°); NE-E (45°-90°); E-SE (90°-135°); SE-S (135°-180°); S-SW (180°-225°); SW-W (225°-270°); W-NW (270°-315°); e NW-N (315°-360°). O risco associado às condições dos taludes foi ainda classificado em cinco categorias, conforme mostrado na **Tabela 1**. A orientação das encostas influencia o teor de umidade e o tipo de material combustível presente, devido a variações na exposição à luz solar (Eugenio et al., 2016). Da mesma forma, no hemisfério sul, as encostas do norte recebem mais radiação solar e calor, seguidas pelas encostas do oeste, que também são altamente expostas (RIBEIRO et al., 2008).

**Tabela 1.** Classificação da inclinação do risco de incêndio florestal

Inclinação (°)	Risco	Peso	Orientação	Risco	Peso
< 15	Muito baixo	1	S, SE, SW	Muito baixo	1
15.01 – 25	Baixo	2	E	Baixo	2
25.01 – 35	Moderado	3	NE	Moderado	3
35.01 – 45	Alto	4	NW y W	Alto	4
> 45.01	Muito alto	5	N	Muito alto	5

**Fonte:** Eugenio et al., (2016).

## Cobertura do solo

Utilizamos os dados fornecidos pelo projeto Mapbiomas Brasil 2023 (<https://brasil.mapbiomas.org/>), que apresentam a cobertura do solo com resolução espacial de 30 m com base na análise e interpretação de imagens Landsat (**Tabela 2**). A cada classe foi atribuído um peso que indica o nível de risco com base em seu efeito na taxa de propagação do fogo. Esses pesos foram baseados nos estudos de Eugenio et al., (2016); Gomes Moreira & Rodrigues dos Santos Neto, (2024); Ribeiro et al., (2008). A cobertura e o uso da terra são fundamentais na análise de risco de incêndios florestais devido à sua influência direta na propagação, intensidade e comportamento do fogo (CHUVIECO et al., 2010).

**Tabela 2.** Classificação da cobertura da terra quanto ao risco de incêndio florestal

<b>Categoria</b>	<b>Risco</b>	<b>Peso</b>
Formação Florestal	Moderado	2
Formação Savânica	Alto	4
Mangue	Baixo	1
Silvicultura	Alto	4
Formação Campestre	Moderado	3
Pastagem	Muito alto	5
Mosaico de Usos	Moderado	3
Praia/Duna/Área	Baixo	1
Soja	Baixo	2
Lavouras Temporárias	Alto	4
Lavouras Perenes	Moderado	3
Restinga Herbácea	Muito baixo	1

**Fonte:** Adaptado de Eugenio et al., (2016); Gomes Moreira; Rodrigues Dos Santos Neto, (2024)

### Proximidade das estradas

Foi utilizada a malha rodoviária fornecida pelo IBGE para o estado do Ceará, utilizando-se o algoritmo euclidiano no ArcGIS 10.8, que calcula a menor distância entre o centro da célula de origem e as células circunvizinhas para conhecer a influência direta das rodovias. Também foram estabelecidas cinco classes de risco de incêndio (**Tabela 3**), em que distâncias inferiores a 2000 metros indicam risco extremo devido à sua acessibilidade para atividades humanas em estradas e em áreas urbanas (EUGENIO et al., 2016). As estradas atuam como barreiras físicas que podem modificar o comportamento do fogo ao interromper a continuidade do combustível da vegetação (RICOTTA et al., 2018). De acordo com a análise realizada por Gomes; Sakamoto; Da Silva, (2020) o 7% dos incêndios registrados no estado do Ceará estão próximas as estradas.

**Tabela 3.** Classificação das rotas de risco de incêndio florestal

<b>Estradas (m)</b>	<b>Risco</b>	<b>Peso</b>
< 2000	Muito alto	5
2001– 5000	Alto	4
5001 – 8000	Moderado	3
8001– 13000	Baixo	2
> 13001	Muito baixo	1

**Fonte:** Autor, (2025).

### Altitude (DEM)

Foi utilizado o DEM para classificar a altura. A altitude é amplamente utilizada na análise de risco de incêndio devido à sua capacidade de fornecer informações detalhadas sobre a topografia do terreno, um fator crítico que influencia o

comportamento e a propagação do fogo (CHUVIECO et al., 2010). O DEM foi reclassificado para gerar um novo raster com cinco níveis de risco de acordo com a altura: baixo, moderado, alto, muito alto e extremo (**Tabela 4**). Cada nível foi ponderado de acordo com seu grau de perigo, seguindo as diretrizes propostas (EUGENIO et al., 2016; RIBEIRO et al., 2008).

**Tabela 4.** Classificação de DEM para risco de incêndio florestal

Altitude (m)	Risco	Peso
< 150	Muito alto	5
150.01 – 300	Alto	4
300.01 – 500	Moderado	3
500.01 – 700	Baixo	2
> 700.01	Muito baixo	1

**Fonte:** Adaptado de EUGENIO et al., (2016); RIBEIRO et al., (2008)

## Fatores climáticos

### Precipitação

O banco de dados de histórico climático e meteorológico global do Worldclim foi acessado em uma resolução espacial de 1 km<sup>2</sup>. Esses dados são gerados a partir de interpolações de registros meteorológicos históricos coletados entre 1970 e 2000 (FICK; HIJMANS, 2017). Foi realizada uma reclassificação com base na precipitação média plurianual da área de estudo para obter um novo raster com 5 cinco classes (**Tabela 5**). Além disso, foi realizada uma reamostragem do tamanho do pixel a 30 m. A precipitação é um fator-chave na análise de risco de incêndio florestal devido à sua influência direta na umidade do combustível da vegetação e nas condições climáticas que podem favorecer ou mitigar a propagação do fogo (PAUSAS; FERNÁNDEZ-MUÑOZ, 2012).

**Tabela 5.** Classificação da precipitação quanto ao risco de incêndio florestal

Precipitación (mm)	Risco	Peso
< 61	Muito alto	5
61.01 – 73	Alto	4
73.01 – 87	Moderado	3
87.01 – 104	Baixo	2
> 104.01	Muito baixo	1

**Fonte:** Autor, (2025).

### Temperatura

Correspondeu à temperatura média plurianual do banco de dados Worldclim (FICK; HIJMANS, 2017). Foi realizada uma reclassificação para obter um novo raster com 5 cinco classes (**Tabela 6**). Além disso, foi realizada uma reamostragem do tamanho do pixel a 30 m. A temperatura é um fator crítico na análise de risco de incêndio florestal devido à sua influência direta na disponibilidade de combustível e nas condições atmosféricas que favorecem a propagação do fogo (ŽIVANOVIĆ et al., 2020).

**Tabela 6.** Classificação de temperatura para risco de incêndio florestal

Temperatura (C°)	Risco	Peso
< 21	Muito baixo	1
21.01 – 23	Baixo	2
23.01 – 25	Moderado	3
25.01 – 27	Alto	4
> 27.01	Muito alto	5

Fonte: Autor, (2025).

### Evapotranspiração potencial

A evapotranspiração potencial (ETP) foi estimada pelo método de Thornthwaite (1948), que estima a evapotranspiração potencial usando dados de temperatura média mensal e fatores de correção. O método se fundamenta na relação entre a temperatura do ar e a demanda atmosférica por evapotranspiração (equação 1). Ele considera que a temperatura é um reflexo indireto da energia disponível para promover a evaporação e a transpiração.

$$ETP = 16 \times (10 \times T / I)^a \text{ (eq1)}$$

Onde:

T = temperatura média mensal do ar, em graus Celsius;

I = índice térmico anual, obtido pela soma dos índices térmicos mensais (i), sendo cada i calculado como  $(T/5)^{1.514}$ .

a = coeficiente empírico, função de I, dado por la equação 2:

$$a = 0.49239 + 0.01792 \times I \text{ (eq2)}$$

A ETP é um parâmetro fundamental na análise de risco de incêndio florestal devido à sua relação direta com a disponibilidade de umidade no solo e na vegetação, fatores determinantes na propagação do fogo (DIFFENBAUGH et al., 2015). A cada classe foi atribuída uma ponderação que indica o nível de risco (**Tabela 7**).

**Tabela 7.** Classificação de ETP para risco de incêndio florestal

ETP	Risco	Peso
< 100	Muito baixo	1
100.01 – 117	Baixo	2
117.01 – 130	Moderado	3
130.01 – 150	Alto	4
> 150.01	Muito alto	5

Fonte: Autor, (2025).

### Geração do modelo de risco de incêndio

Foi estabelecida uma medida geral para cada variável, priorizando-as e classificando-as por meio de uma escala de comparação par a par, definindo assim uma hierarquia que reflete a importância relativa entre as variáveis (**Tabela 8**). Essa ponderação geral



foi baseada nos resultados apresentados por Eugenio et al. (2016), que, por meio de pesquisas com especialistas, listaram as principais causas de incêndio e a influência de cada variável. Esses valores de peso foram usados em esse estudo.

**Tabela 8.** Ponderação de cada variável de risco de incêndio florestal

<b>Fator</b>	<b>Peso</b>
Fatores físicos	
Inclinação	0.1089
Orientação	0.0259
Cobertura do solo	0.0533
Proximidade das estradas	0.0764
Altitude (DEM)	0.0189
Fatores climáticos	
Precipitação	0.307
Temperatura	0.2182
ETP	0.1913
<b>Total</b>	<b>1.0</b>

**Fonte:** adaptado de EUGENIO et al., (2016); RIBEIRO et al., (2008).

O modelo foi desenvolvido de acordo com a equação (1), usando os pesos de acordo com a importância de cada variável que foi calculada na etapa anterior. Para essa etapa, foi usada a ferramenta do ArcGIS 10.8 chamada “soma ponderada”, que sobrepõe vários rasters, multiplicando cada um pelo peso dado e somando-os para obter um único raster de risco de incêndio florestal para a área de estudo.

$$(Inclinação * 0.1089 + Orientação * 0.0259 + Coberturas * 0.0533 + Estradas * 0.0764 + DEM * 0.0189 + Precipitação * 0.307 + Temperatura * 0.2182 + ETP * 0.1913) \text{ (eq1)}$$

Para fins de visualização prática, o risco de incêndios florestais no estado foi classificado em cinco categorias, divididas em intervalos iguais: Muito baixo, Baixo, Moderado, Alto e Muito alto (Eugenio et al., 2016).

### Validação do modelo

O banco de dados de focos de calor do sensor MODIS foi baixado para o período de janeiro de 2001 a dezembro de 2024 (<https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/map/>). filtrando os registros com um nível de confiança de detecção  $\geq 30\%$ , para realizar a validação das categorias de risco do mapa.

Um foco de calor é definido como um ponto geoespacial onde uma anomalia térmica significativa é detectada, geralmente associada a incêndios ativos ou recentes (DI BELLA et al., 2008). Esses pontos não só permitem a localização de incêndios em andamento, mas também são úteis para estimar a intensidade do fogo, a quantidade de biomassa consumida e as emissões de gases de efeito estufa geradas por esses eventos (CHUVIECO, 2020).

Para a análise, foi realizada uma sobreposição espacial dos focos de calor no mapa de risco, avaliando a frequência relativa dos focos de calor em cada categoria de risco em relação ao número total de eventos registrados (equação 3). Além disso, a precisão geral (equação 4) foi calculada para as categorias de risco consideradas moderadas, altas e muito altas, pois são as que têm maior probabilidade de influenciar a ocorrência de incêndios, uma vez que representam as condições ambientais e os fatores de exposição mais propícios à rápida propagação do fogo. Portanto, a avaliação da precisão do modelo nessas categorias permite identificar sua capacidade de prever situações críticas com maior probabilidade de ocorrência de eventos reais.

Por fim, foi determinado o erro de omissão (equação 5), que permitiu avaliar a capacidade do mapa de identificar corretamente as áreas com menor risco de incêndio (categorias baixa e muito baixa), onde existem focos de calor, uma vez que essas categorias, de acordo com o modelo, são as que apresentam menor risco de ocorrência de incêndio. Essa análise é essencial para identificar possíveis inconsistências na atribuição de níveis de risco, revelando se o modelo subestima a probabilidade de ignição em áreas que, embora classificadas como de baixo risco, registraram eventos reais de incêndio. Além disso, o modelo obtido foi comparado visualmente com o mapa de risco de incêndio produzido pela FUNCEME em 2018 FUNCEME, (2018).

$$\text{Frequência relativa} = \frac{\text{Nº focos por categoria}}{\text{Total de focos}} * 100 \text{ (eq3)}$$

$$\text{Acurácia geral} = \frac{\text{Nº focos em categorias moderado+alto+ muito alto}}{\text{Total de focos}} * 100 \text{ (eq4)}$$

$$\text{Erro de omissão} = \frac{\text{Nº focos em categorias baixo y muito baixo}}{\text{Total de focos}} * 100 \text{ (eq5)}$$

## RESULTADOS

### Inclinação

As áreas com risco muito baixo de incêndio (94,79%) estão distribuídas principalmente em uma grande parte do estado, com 14.078,6 km<sup>2</sup> (Figura 2A). As zonas de baixo risco (3,97%) ficam localizadas em algumas regiões específicas do estado, principalmente no centro e no centro-sul. As áreas de risco moderado também são mais comuns em grande parte do estado. A maior parte do estado tem risco de incêndio moderado a alto devido à orientação (Figura 2B). As áreas com a maior extensão são as orientações SE-S (19.507,31 km<sup>2</sup>) e NW-N (19.535,21 km<sup>2</sup>).

### Cobertura do solo

O risco moderado é o mais comum no estado, com 84,84% representados pela Formação Savânica e Lavouras Perenes (Figura 2C). O risco muito alto representou 18,59%, atribuído principalmente à cobertura vegetal de Pastagem.

### **Proximidade das estradas**

As áreas com risco muito alto de incêndio (39,43%) estão concentradas em áreas muito próximas a estradas principais e áreas urbanas com aproximadamente 58.682,44 km<sup>2</sup> (Figura 2D). As zonas de alto risco estavam localizadas em áreas próximas a estradas principais e bem movimentadas (31,85%). Da mesma forma, as áreas com risco muito baixo de incêndio (2,40%) estão localizadas principalmente em áreas distantes das estradas principais.

### **Altitude (DEM)**

O risco muito alto, obtido em 32,42%, predomina no Norte, próximo ao litoral e em áreas do interior norte com aproximadamente 48.243,94 km<sup>2</sup> (Figura 2E). Da mesma forma, o risco alto de 24,65% se espalhou do centro para o norte e leste do estado. Particularmente, o baixo risco obtido de 5,66% foi localizado principalmente no sul e em algumas áreas no oeste do estado.

### **Precipitação**

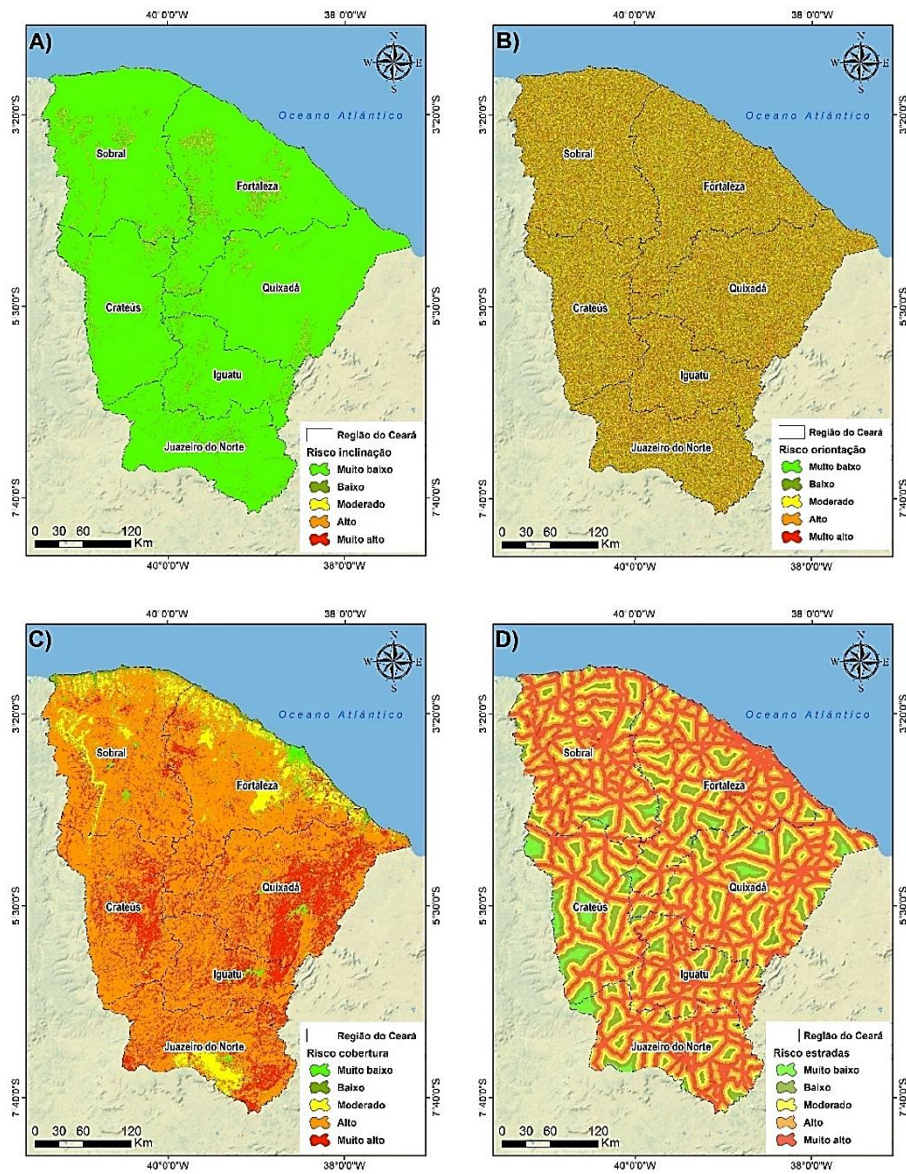
A Figura 2F representa o risco associado à precipitação. As áreas com risco alto (19,95%) e muito alto (39,83%) estão concentradas principalmente no centro-sul e oeste do estado, totalizando uma área de 88.978,66 km<sup>2</sup>, onde as chuvas são mais escassas e a aridez é maior. Por outro lado, o risco moderado (21,07%) foi distribuído em grande parte do centro do estado, formando uma faixa de transição entre as áreas de menor risco no litoral e as áreas de maior risco no interior. Particularmente, as zonas de risco muito baixo (3,69%) e baixo (15,42%) estavam localizadas principalmente na faixa costeira do norte e nordeste, onde a influência do Oceano Atlântico pode gerar maior umidade e chuvas mais regulares.

### **Temperatura**

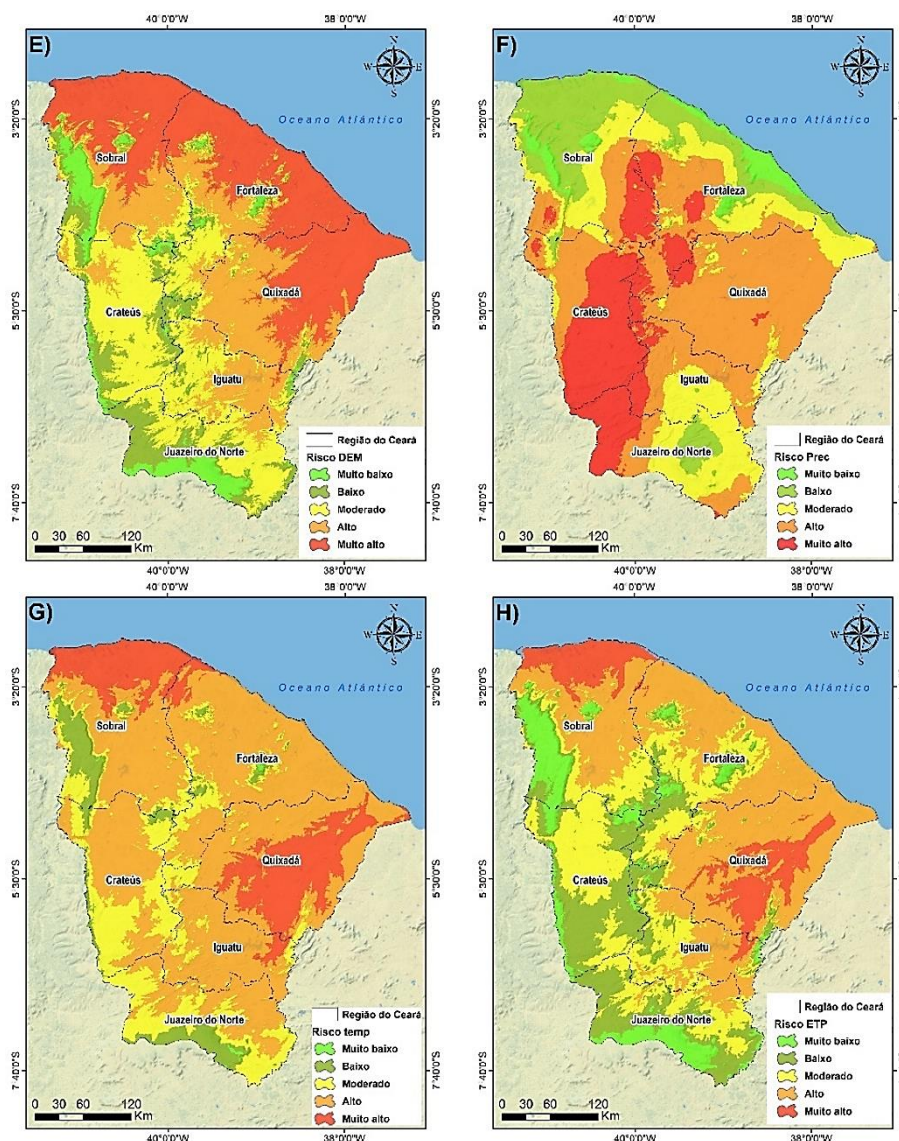
A Figura 2G mostra a localização do risco de incêndio por temperatura no estado. As áreas com maior risco de incêndio (16,72%) estão concentradas no norte e noroeste do estado, próximas à costa do Oceano Atlântico. Da mesma forma, as áreas de alto risco (58,55%) estavam localizadas em algumas regiões do norte e noroeste do estado, representando 87.138,86 km<sup>2</sup>. Por outro lado, as áreas com risco muito baixo de incêndio (0,13%) estavam localizadas principalmente no sul e sudoeste do estado.

### **Evapotranspiração potencial**

As áreas com maior risco de incêndio (10,49%) estão concentradas no norte e noroeste do Ceará, perto da costa do Oceano Atlântico, representando 14.645,27 km<sup>2</sup> (Figura 2H). Áreas de alto risco (38,58%) foram observadas em algumas regiões do norte e noroeste do estado. Particularmente, as áreas com risco muito baixo de incêndio (8,67%) estavam localizadas principalmente no Sul e no Sudoeste.





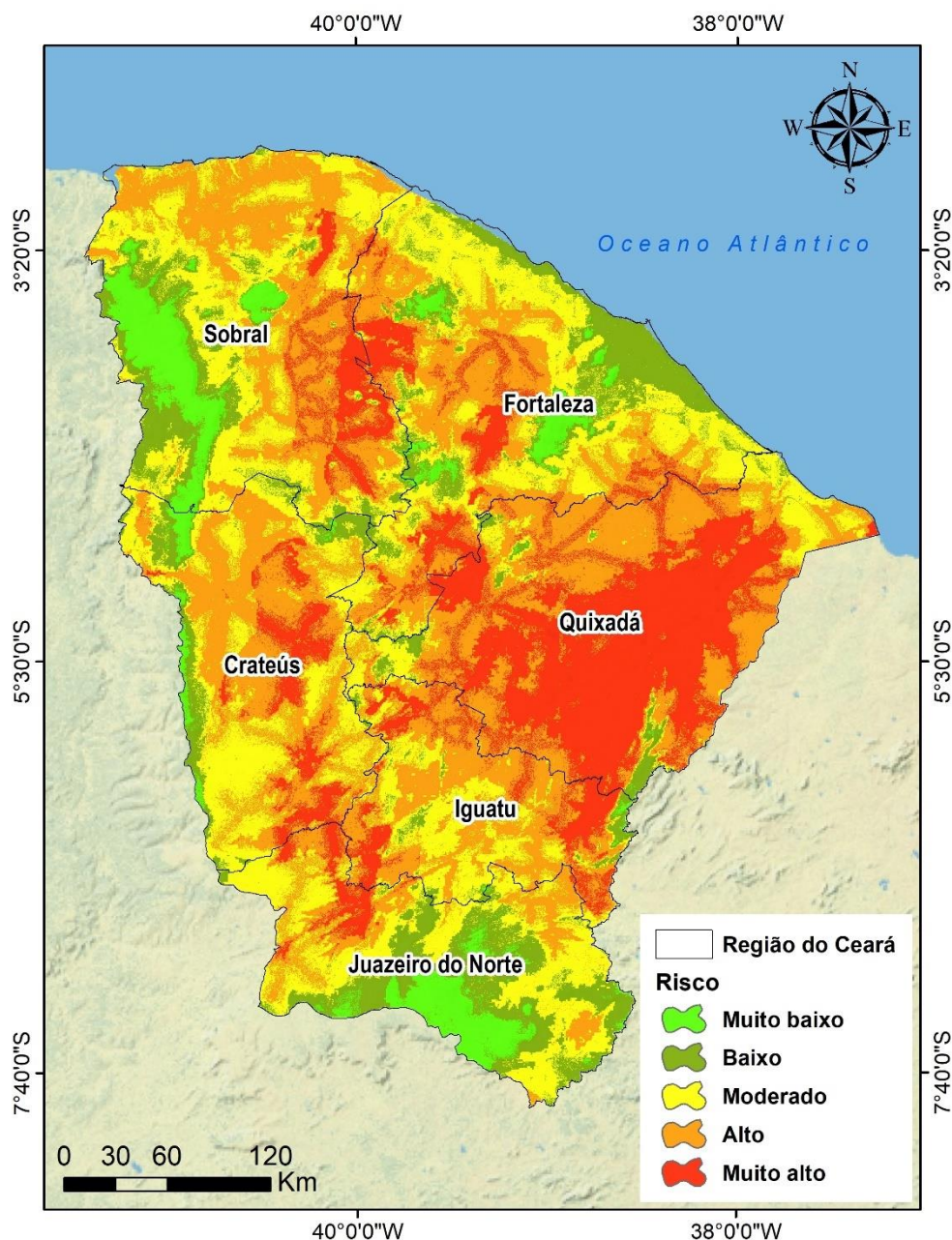


**Figura 2.** Visualização do risco de incêndio das variáveis consideradas. Autor, (2025).

### Modelo de risco de incêndio

A **Figura 3** mostra a distribuição do risco de incêndio florestal no estado do Ceará. Foi constatada uma heterogeneidade significativa entre as regiões, com áreas críticas que requerem atenção prioritária. As regiões de Quixadá e Fortaleza se destacam por concentrarem as maiores extensões de território nas categorias de risco alto e muito alto, 12,09 e 57,03% (3.451,72 e 16.245,11 Km<sup>2</sup>) respectivamente. Por outro lado, regiões como Crateús, Iguatu e Juazeiro do Norte possuem grandes áreas classificadas como de risco moderado 44,35% juntas, (17.788,23 Km<sup>2</sup>). Em termos gerais, o risco alto predomina em todas as regiões, ocupando 35,63% da área total.





**Figura 3.** Mapa de Risco de Incêndio Florestal do Ceará. **Fonte:** Autor, (2025).

### Validação dos resultados

A distribuição dos focos de calor de acordo com os níveis de risco mostrou uma concentração maior nas categorias de risco moderado e alto, que juntas representam 65,61% do número total de focos de calor registrados (**Tabela 9**). Isso sugere que uma proporção significativa dos eventos apresenta condições favoráveis à propagação do fogo nessas categorias. Por outro lado, os focos classificados como de risco muito alto constituem 10,17%, o que, embora com frequência menor, implica um potencial considerável de incêndios graves em áreas críticas.

Por outro lado, os focos com risco baixo e muito baixo representam 18,54% e 5,67%, respectivamente, indicando áreas com condições menos favoráveis para a ocorrência e a propagação do fogo. A análise percentual cumulativa revela que a maioria dos focos de calor está concentrada nas categorias de risco moderado, alto e muito alto. Em particular, 56,77% dos focos de calor estão agrupados no nível moderado, o que indica que mais da metade dos eventos apresentam condições de risco significativas.

**Tabela 9.** Distribuição dos focos de calor de acordo com os níveis de risco

Risco	Nº de Focos	Frequência %	Acumulado %
Muito baixo	8.385	5,67	5,67
Baixo	27.424	18,54	24,21
Moderado	48.157	32,56	56,77
Alto	48.885	33,05	89,83
Muito alto	15.047	10,17	100
<b>Total</b>	<b>147.898</b>	<b>100</b>	

**Fonte:** Autor, (2025).

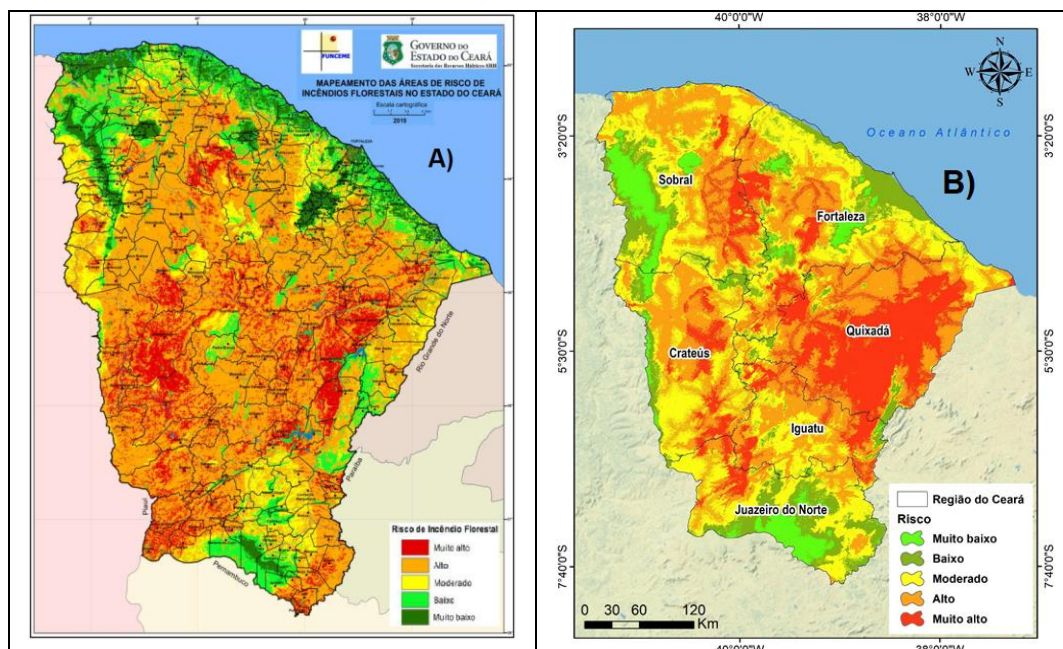
Em particular, 75,41% dos focos estavam concentrados nessas três categorias (moderado, alto e muito alto), o que validou a capacidade do mapa de risco de identificar áreas propensas à ocorrência de incêndios. Esse resultado sugere que a metodologia utilizada para a classificação do risco de incêndio florestal captou adequadamente as condições ambientais e territoriais que favorecem a ignição e a propagação do fogo. O 24,21% dos focos foram registrados em áreas classificadas como de risco baixo e muito baixo, o que pode ser interpretado como um possível erro de omissão no modelo.

Isso sugere que, embora o mapa de risco de incêndio tenha identificado com boa precisão a maioria dos focos nas categorias de risco moderado, alto e muito alto, há áreas em que o risco pode ter sido subestimado. Essas discrepâncias podem estar relacionadas à influência de fatores não considerados na modelagem de risco, eventos esporádicos ou condições locais específicas que favoreceram a ignição e a propagação do fogo em áreas classificadas como de menor probabilidade de ocorrência de incêndio.

A Figura 4A mostra uma distribuição espacial mais fragmentada do risco da FUNCEME, com áreas de risco alto e muito alto espalhadas por todo o território, especialmente no centro-sul e no extremo norte do estado. Da mesma forma, a presença de zonas de risco baixo e muito baixo é mais evidente no norte e sudoeste, onde são identificados importantes áreas verdes. Essa configuração sugere uma maior heterogeneidade espacial nos fatores de risco considerados.

A Figura 4B, por outro lado, mostra uma concentração mais clara e contínua de áreas de risco muito alto no centro-leste do estado, abrangendo as regiões de Quixadá e Iguatu. A representação mais compacta e homogênea das áreas de alto risco sugere

uma abordagem metodológica baseada em unidades espaciais mais agregadas de fatores de risco.



**Figura 4.** Comparação dos mapas de risco de incêndio florestal do Ceará. **Fonte:** A) FUNCEME, (2018), B) Autor, (2025).

## DISCUSSÕES

O modelo de risco desenvolvido para o estado do Ceará revelou uma heterogeneidade espacial significativa na distribuição do risco de incêndios florestais, destacando áreas críticas que requerem atenção prioritária. As regiões de Quixadá e Fortaleza foram identificadas como áreas particularmente vulneráveis, concentrando as maiores extensões de território classificadas nas categorias de risco alto e muito alto, com 21,09% e 20,63%, respectivamente. Essas áreas apresentam condições ambientais e territoriais propícias à ignição e à propagação do fogo, o que as torna pontos focais para a implementação de estratégias de prevenção e controle (DE OLIVEIRA et al., 2021). Em contrapartida, regiões como Crateús, Iguatu e Juazeiro do Norte apresentaram riscos moderados, com 37,48% no total, evidenciando uma considerável variabilidade regional em termos de vulnerabilidade a incêndios florestais. Essa distribuição heterogênea do risco ressalta a importância da adoção de abordagens diferenciadas de gestão territorial de acordo com as características específicas de cada região (SILVA et al., 2021).

A validação do modelo de risco de incêndio florestal por meio da comparação com os focos de calor revelou resultados significativos que nos permitem avaliar sua precisão e utilidade. De acordo com os dados obtidos, 65,61% dos focos de calor estavam concentrados nas categorias de risco moderado e alto, indicando que o modelo foi capaz de capturar adequadamente as condições ambientais e territoriais propícias à



ignição e à propagação de incêndios nessas áreas. Além disso, 10,17% dos focos de calor correspondiam a áreas classificadas como de risco muito alto, ressaltando a capacidade do modelo de identificar regiões críticas onde a probabilidade de incêndios graves é consideravelmente maior.

No entanto, a análise também mostrou 24,21% de discrepâncias, em que os focos de calor foram registrados em áreas classificadas como de risco baixo ou muito baixo, onde a ignição é menos provável. Esse erro de omissão pode ser atribuído a fatores não incluídos no modelo, como variáveis socioeconômicas, eventos climáticos esporádicos (secas) ou características específicas do território que favorecem a ocorrência de incêndios em áreas aparentemente menos propensas. A integração de dados socioeconômicos não apenas capturaria melhor a dinâmica humana subjacente, mas também contribuiria para o desenvolvimento de estratégias de gerenciamento mais eficazes, alinhadas às condições locais específicas (CHUVIECO et al., 2014).

Por exemplo, EUGENIO et al., (2016) desenvolveram um modelo de risco de incêndio no Espírito Santo, Brasil, usando GIS e também encontraram discrepâncias atribuíveis a fatores socioeconômicos e atividades humanas não contempladas em sua análise. Da mesma forma, TORRES et al., (2017); (WHITE; WHITE; RIBEIRO, 2016) destacaram a importância de incorporar variáveis adicionais, como densidade populacional e proximidade de assentamentos urbanos, para melhorar a precisão dos modelos de risco. Apesar dessas limitações, os resultados obtidos validam a eficácia geral do modelo na identificação de áreas prioritárias para intervenção, o que reforça sua utilidade como ferramenta de planejamento territorial na gestão de incêndios florestais.

Para melhorar a precisão e a utilidade do modelo de risco de incêndios florestais deste estudo, seria essencial incorporar variáveis socioeconômicas, como densidade populacional, atividades agrícolas e padrões de uso da terra, pois os fatores humanos são responsáveis por mais de 90% dos incêndios no Brasil (PIVELLO et al., 2021). Além disso, uma melhor resolução espacial e temporal do modelo permitiria capturar as variações locais dos fatores de risco com mais detalhes, conforme sugerido por TAN; FENG, (2023) em seu estudo sobre zonas de risco de incêndio na China. Por fim, a integração de dados de satélite em tempo real como MODIS otimizaria a capacidade de monitoramento contínuo e detecção precoce de focos de calor, melhorando assim a resposta a eventos críticos (DI BELLA et al., 2008). Essas melhorias contribuíram para o desenvolvimento de um sistema de alerta precoce para a região do Ceará.

Há também um mapa de 2018 das zonas de risco de incêndio florestal no estado do Ceará (FUNCEME, 2018). No entanto, apenas cinco variáveis foram usadas, onde o risco alto e muito alto foi representado por 69,35% do território do Ceará. Em nosso estudo, essas mesmas categorias refletiram 54,92% ( $\approx 81.111,30 \text{ km}^2$ ). Por outro lado, o mapa de 2018 não foi validado, portanto, sua precisão é incerta. Em contrapartida, nosso estudo incorporou oito variáveis, incluindo fatores físicos e climáticos, o que permitiu uma análise mais abrangente.

Além disso, validamos os resultados comparando-os com os dados de focos de calor obtidos do MODIS (2001-2024), mostrando que 75,79% dos eventos estavam concentrados nas categorias de risco moderado, alto e muito alto. Isso não apenas reforça a abordagem do nosso modelo, mas também destaca sua utilidade prática na identificação de áreas prioritárias para intervenção e otimização de recursos para prevenção e controle de incêndios no estado do Ceará. Portanto, essa abordagem representa um avanço significativo na avaliação de risco de incêndios florestais em comparação com estudos anteriores. No entanto, estudos como o de TAN; FENG, (2023) na China obtiveram maior precisão usando algoritmos de aprendizado de máquina, sugerindo uma possível linha de melhoria futura. A validação com 24 anos de dados históricos também é um avanço significativo em relação a estudos anteriores que usaram períodos de validação mais curtos.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

O desenvolvimento do modelo de risco para o manejo de incêndios florestais no estado do Ceará mostrou-se uma ferramenta eficaz para a identificação de áreas críticas. Por meio da integração de oito variáveis físicas e climáticas, ponderadas de acordo com sua influência na ocorrência de incêndios, foi estabelecido um mapa de risco com uma precisão geral de 75,41% para as categorias moderada, alta e muito alta. Esse resultado é consistente com estudos anteriores que também usaram ferramentas de SIG para mapear a suscetibilidade a incêndios florestais em diferentes regiões brasileiras. No entanto, a omissão de 24,21% aponta para a necessidade de incorporar variáveis adicionais, especialmente as socioeconômicas, que poderiam melhorar significativamente a precisão do modelo e entender o papel do fogo no território.

Se destacam a importância desse tipo de estudo para o planejamento territorial e a gestão ambiental sustentável. O modelo desenvolvido permite a otimização dos recursos alocados para a prevenção e o controle de incêndios, identificando áreas críticas no estado com maior precisão. A crescente vulnerabilidade dos ecossistemas a eventos extremos torna imperativo o desenvolvimento de ferramentas de previsão mais robustas. Nesse sentido, estudos futuros devem considerar a incorporação de variáveis socioeconômicas, já que, em estudos anteriores, esse tipo de fator é responsável por mais de 90% dos incêndios no Brasil, a melhoria da resolução espacial e o uso de inteligência artificial para aprimorar ainda mais a capacidade preditiva do modelo e sua aplicação prática na gestão do território.

## REFERÊNCIAS

ALENCAR, Ane A. C. et al. Long-Term Landsat-Based Monthly Burned Area Dataset for the Brazilian Biomes Using Deep Learning. **Remote Sensing**, v. 14, n. 11, p. 1–29, 2022. DOI: 10.3390/rs14112510.



BALTACI, Uğur; YILDIRIM, Feriha. Effect of slope on the analysis of forest fire risk. **Hacettepe Journal of Biology and Chemistry**, v. 48, n. 4, p. 373–379, 2020. DOI: 10.15671/hjbc.753080.

BELLO, Júlia Pereira; VASQUES FREITAS, Ana Carolina; MARIA VIEIRA, Eliane. Análise do risco de fogo para o bioma Caatinga. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 32, p. 734–759, 2023. DOI: 10.55761/abclima.v32i19.16693.

CAMARGO, L. S.; DA SILVA, R. W.; DO AMARAL, S. S.; DA SILVA, A. P.; FERRELI, T.; DA SILVA, M. P. D. Mapeamento de áreas susceptíveis a incêndios florestais do município de Petrópolis – RJ. **Anuario do Instituto de Geociencias**, v. 42, n. 1, p. 630–641, 2019.

CHUVIECO, Emilio et al. Development of a framework for fire risk assessment using remote sensing and geographic information system technologies. **Ecological Modelling**, v. 221, p. 46–58, 2010. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2008.11.017.

CHUVIECO, Emilio. **Fundamentals of Satellite Remote Sensing: An Environmental Approach**. 3rd. ed. Boca raton: CRC Press, 2020. DOI: 10.1201/9780429506482.

CHUVIECO, Emilio; MARTÍNEZ, Susana; ROMÁN, María Victoria; HANTSON, Stijn; PETTINARI, M. Lucrecia. Integration of ecological and socio-economic factors to assess global vulnerability to wildfire. **Global Ecology and Biogeography**, v. 23, n. 2, p. 245–258, 2014. DOI: 10.1111/geb.12095.

COSTA, Iuri Moreira; MATEUS, Antonio Edgar; SILVA, Djane Fonseca Da. Escalas temporais e tendências observadas nas temperaturas máximas no Estado do Ceará. **Ambiência**, v. 10, n. 2, p. 465–487, 2014. DOI: 10.5935/ambiencia.2014.02.03.

DA SILVA FONSECA, Djane. Influência da variabilidade interdecadal do clima associada ao ENOS sobre o estado do Ceará. **Revista Ibero-Americana de Ciências Ambientais**, v. 4, n. 2, p. 86–98, 2013. DOI: /10.6008/ESS2179-6858.2013.002.0005.

DE OLIVEIRA, Ulisses Costa; LIMA, Ernane Cortez; DE FIGUEIREDO, Thomaz Willian Xavier; DE CLAUDINO-SALES, Vanda; FEITOSA, Carlos Eduardo Linhares. Environmental risk in Northeast Brazil: estimation of burning areas in Coreaú River Basin, Ceará, Brazil. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 193, n. 7, p. 1–12, 2021. DOI: 10.1007/s10661-021-09190-z.

DI BELLA, C. M.; POSSE, G.; BEGET, M. E.; FISCHER, M. A.; MARI, N.; VERON, S. La teledetección como herramienta para la prevención, seguimiento y evaluación de incendios e inundaciones. **Ecosistemas**, [S. l.], v. 17, n. 3, p. 39–52, 2008.

DIFFENBAUGH, Noah S.; SWAIN, Daniel L.; TOUMA, Danielle; LUBCHENCO, Jane. Anthropogenic warming has increased drought risk in California. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 112, n. 13, p. 3931–3936, 2015. DOI: 10.1073/pnas.1422385112.

EUGENIO, Fernando Coelho; DOS SANTOS, Alexandre Rosa; FIEDLER, Nilton

Cesar; RIBEIRO, Guido Assunção; DA SILVA, Aderbal Gomes; DOS SANTOS, Áureo Banhos; PANETO, Greiciane Gaburro; SCHETTINO, Vitor Roberto. Applying GIS to develop a model for forest fire risk: A case study in Espírito Santo, Brazil. **Journal of Environmental Management**, v. 173, p. 65–71, 2016. DOI: 10.1016/j.jenvman.2016.02.021.

FICK, Stephen E.; HIJMANS, Robert J. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology**, v. 37, n. 12, p. 4302–4315, 2017. DOI: 10.1002/joc.5086.

FRANCA ROCHA, Washington J. S. et al. Mapping burned area in the Caatinga biome: Employing deep learning techniques. **Fire**, v. 7, n. 437, p. 1–24, 2024. DOI: 10.3390/fire7120437.

FUNCEME. **Mapeamento das áreas de risco de incêndios florestais no estado do Ceará**. Fortaleza, 2018.

FUNCEME. **Anuário de focos de calor do estado do Ceará**. Fortaleza. Disponível em: <http://www.funceme.br/wp-content/uploads/2024/03/Anuário-de-Focos-de-Calor-2023.pdf>. Acesso em: 28 fev. 2025.

GOMES MOREIRA, Vanessa Ohana; RODRIGUES DOS SANTOS NETO, Antônio. Mapping of fire susceptibility in the hydrographic sub-basin of the médio Jaguaribe, Ceará, Brazil. **Revista Multidisciplinar de Educação e Meio Ambiente**, v. 5, n. 4, p. 80–93, 2024. DOI: 10.51161/integrar/rema/4505.

IBGE. **Malhas territoriais**. 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/malhas-territoriais/15774-malhas.html>. Acesso em: 1 fev. 2025.

JONES, Matthew W. et al. Global and Regional Trends and Drivers of Fire Under Climate Change. **Reviews of Geophysics**, v. 60, n. 3, p. 1–76, 2022. DOI: 10.1029/2020RG000726.

MACHADO NETO, Arlindo de Paula; RIBEIRO, Dion; DALL’OGLIO, Onice Teresinha; OLIVEIRA, Angele Tatiane Martins; SILVA, Juliana dos Santos. Mapas de risco de incêndios florestais para o Parque Natural Municipal Florestal de Sinop, Mato Grosso, Brasil. **Scientific Electronic Archives**, v. 16, n. 1, p. 33–42, 2022. DOI: 10.36560/16120231645.

MATAVELI, Guilherme Augusto Verola; SILVA, Maria Elisa Siqueira; PEREIRA, Gabriel; DA SILVA CARDOZO, Francielle; SHINJI KAWAKUBO, Fernando; BERTANI, Gabriel; CEZAR COSTA, Julio; DE CÁSSIA RAMOS, Raquel; DA SILVA, Viviane Valéria. Satellite observations for describing fire patterns and climate-related fire drivers in the Brazilian savannas. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 18, n. 1, p. 125–144, 2018. DOI: 10.5194/nhess-18-125-2018.

OLIVEIRA, Víncler Fernandes Ribeiro; SILVA, Edson Rodrigo dos Santos Da; SILVA, Bruno Henrique Machado Da; VICK, Erivelton Pereira; LIMA, César Gustavo da Rocha; BACANI, Vitor Matheus. Geoprocessamento aplicado ao mapeamento de

risco a incêndios. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 3, p. 1194–1212, 2020.

PAUSAS, Juli G.; FERNÁNDEZ-MUÑOZ, Santiago. Fire regime changes in the Western Mediterranean Basin: From fuel-limited to drought-driven fire regime. **Climatic Change**, v. 110, n. 1–2, p. 215–226, 2012. DOI: 10.1007/s10584-011-0060-6.

PIVELLO, Vânia R. et al. Understanding Brazil's catastrophic fires: Causes, consequences and policy needed to prevent future tragedies. **Perspectives in Ecology and Conservation**, [S. l.], v. 19, n. 3, p. 233–255, 2021. DOI: 10.1016/j.pecon.2021.06.005.

RIBEIRO, Luciene; KOPROSKI, Letícia De Paulo; STOLLE, Lorena; LINGNAU, Christel; SOARES, Ronaldo Viana; BATISTA, Antonio Carlos. Zoneamento De Riscos De Incêndios Florestais Para a Fazenda Experimental Do Canguiri, Pinhais (Pr). **Floresta**, v. 38, n. 3, p. 561–572, 2008. DOI: 10.5380/rf.v38i3.12430.

RICOTTA, Carlo; BAJOCCHO, Sofia; GUGLIETTA, Daniela; CONEDERA, Marco. Assessing the influence of roads on fire ignition: Does land cover matter? **Fire**, v. 1, n. 2, p. 1–9, 2018. DOI: 10.3390/fire1020024.

SILVA, Emerson Mariano Da; CARVALHO, Henrique Cesar Monteiro; SILVA, Lindenberg Lucena Da; BARBOSA, Wellington Antônio. Registros de Queimadas em Vegetação (Incêndios) e a Climatologia da Chuvas no Estado do Ceará: Estudo de Caso no Período de 2015 a 2019. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 36, n. 3, p. 571–577, 2021. DOI: 10.1590/0102-77863630040.

SOARES, L. P. **Caracterização climática do estado do Ceará com base nos agentes da circulação regional produtores dos tipos de tempo**. 2015. Dissertação (Maestrado em Geografia) – Programa de Pós Graduação em Geografia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2009.

TAGLIARINI, Felipe de Souza Nogueira; BARROS, Ana Clara; LIMA, Amanda Aparecida; RODRIGUES, Bruno Timóteo; RODRIGUES, Mikael Timóteo; PENACHIO, Sara Maciel; OLIVEIRA, Samuel Almeida Santos; CAMPOS, Sérgio. Zoneamento do risco de incêndios florestais em bacia hidrográfica. **Brazilian Journal of Development**, v. 6, n. 5, p. 28779–28790, 2020. DOI: 10.34117/bjdv6n5-356.

TAN, Chaoxue; FENG, Zhongke. Mapping Forest Fire Risk Zones Using Machine Learning Algorithms in Hunan Province, China. **Sustainability**, v. 15, n. 7, p. 1–17, 2023. DOI: 10.3390/su15076292.

THORNTHWAITE, C. W. An Approach toward a rational classification of climate. **Geographical Review**, v. 38, n. 1, p. 55–94, 1948. DOI: 10.2307/210739.

TIAN, Xiaorui; ZHAO, Fengjun; SHU, Lifu; WANG, Mingyu. Distribution characteristics and the influence factors of forest fires in China. **Forest Ecology and Management**, v. 310, p. 460–467, 2013. DOI: 10.1016/j.foreco.2013.08.025.

TORRES, Fillipe Tamiozzo Pereira; RIBEIRO, Guido Assunção; MARTINS, Sebastião Venâncio; LIMA, Gumercindo Souza. Mapeamento da suscetibilidade a ocorrências de incêndios em vegetação na área urbana de Ubá-MG. **Revista Arvore**, v. 38, n. 5, p. 811–817, 2014. DOI: 10.1590/S0100-67622014000500005.

TORRES, Fillipe Tamiozzo Pereira; ROQUE, Mariane Paulina Batalha; LIMA, Gumercindo Souza; MARTINS, Sebastião Venâncio; FARIA, André Luiz Lopes De. Mapeamento do risco de incêndios florestais utilizando técnicas de geoprocessamento. **Floresta e Ambiente**, v. 24, p. 1–10, 2017. DOI: 10.1590/2179-8087.025615.

WHITE, Larissa Alves Secundo; WHITE, Benjamin Leonardo Alves; RIBEIRO, Genésio Tâmara. Modelagem espacial de risco de incêndio florestal para o município de Inhambupe, Bahia, Brasil. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 36, n. 85, p. 41–49, 2016. DOI: 10.4336/2016.pfb.36.85.850.

ŽIVANOVIĆ, Stanimir; IVANOVIĆ, Radomir; NIKOLIĆ, Milena; ĐOKIĆ, Mrđan; TOŠIĆ, Ivana. Influence of air temperature and precipitation on the risk of forest fires in Serbia. **Meteorology and Atmospheric Physics**, v. 132, n. 6, p. 869–883, 2020. DOI: 10.1007/s00703-020-00725-6.



Revista Geonorte, Programa de Pós-Graduação em Geografia. Universidade Federal do Amazonas. Manaus-Brasil. Obra licenciada sob Creative Commons Atribuição 3.0