

MÁRCIO FAUSTINO FEITOSA

**DINÂMICA DOS RISCOS DE INCÊNDIOS EM ÁREAS DE CAATINGA
UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

RECIFE
Pernambuco - Brasil
Agosto - 2025

MÁRCIO FAUSTINO FEITOSA

**DINÂMICA DOS RISCOS DE INCÊNDIOS EM ÁREAS DE CAATINGA
UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Ciências Florestais, Área de Concentração: Ciências Florestais com linha de pesquisa em Manejo Florestal e Utilização de Produtos Florestais.

Orientador: Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva

Coorientador: Prof. Dr. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira

Coorientadora: Prof^{fa}. Dra. Ioneide Alves de Souza

RECIFE
Pernambuco - Brasil
Agosto - 2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE
Bibliotecário(a): Suely Manzi – CRB-4 809

F311d Feitosa, Márcio Faustino.
 Dinâmica dos riscos de incêndios em áreas de caatinga
 utilizando técnicas de sensoriamento remoto / Márcio
 Faustino Feitosa. – Recife, 2025.
 89 f.; il.

 Orientador(a): Emanuel Araújo Silva.
 Co-orientador(a): Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira.
 Co-orientador(a): Ioneide Alves de Souza.

 Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal Rural de
 Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Ciências
 Florestais, Recife, BR-PE, 2025.

 Inclui referências.

 1. Florestas tropicais. 2. Mudanças climáticas. 3.
 Geoprocessamento. 4. Fogo 5. Sensoriamento remoto. I.
 Silva, Emanuel Araújo, orient. II. Ferreira, Rinaldo Luiz
 Caraciolo, coorient. III. Souza, Ioneide Alves de, coorient.
 IV. Título

CDD 634.9

MÁRCIO FAUSTINO FEITOSA

**DINÂMICA DOS RISCOS DE INCÊNDIOS EM ÁREAS DE CAATINGA
UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO**

Aprovado em: **20 de agosto de 2025**

Banca Examinadora

Prof. Dr. Gerson dos Santos Lisboa
(Universidade Federal de Goiás – UFG)

Prof. Dra. Elisiane Alba
(Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE)

Orientador

Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva
(Universidade Federal Rural de Pernambuco - UFRPE)

RECIFE
Pernambuco - Brasil
Agosto - 2025

AGRADECIMENTOS

A Deus, por me fazer acreditar no meu potencial, aumentar minha fé, me dar saúde, força e determinação para atingir meus sonhos, e por toda a proteção.

Aos meus pais, Quitéria Gouveia Faustino e Celso Feitosa Dias, que sempre estiveram ao meu lado, me dando o maior apoio, carinho e ajuda em todos os momentos, sejam eles difíceis ou fáceis.

Aos meus irmãos, José Erlânio, Michele, Jefferson, Emerson, Pedro Henrique e Clécio, agradeço por acreditarem no meu trabalho, pelo carinho e companheirismo.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva, pela dedicação, paciência, confiança depositada em meu trabalho, pelos ensinamentos e por ser um professor e um amigo incrível.

Ao meu coorientador, Prof. Dr. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira pelos ensinamentos e orientação durante todo curso de mestrado.

A minha coorientadora, Profa. Dra. Ioneide Alves de Souza, pela confiança, apoio e orientação no meu trabalho de dissertação.

A Gean Carlos Pereira, agradeço pela confiança, apoio, pelas estadias quando precisei, pelas festas, passeios e amizade.

Aos meus grandes amigos da pós-graduação, João Pedro Mesquita, Duberli Elera, Moema Sousa, Rosilvan Silva, Maria Gabriela, Ricardo Cordeiro, Sara Nogueira, Nélio Domingos e todos os demais amigos da Pós-Graduação.

À secretária da pós-graduação, Juliana, agradeço por todo o esforço pelo programa, pela dedicação e apoio.

Em especial, a Gilvan Bezerra Pereira, por se tornar um grande amigo, que considero como um irmão que o Condomínio Luiz Gonzaga me deu. Agradeço por todo o apoio e confiança.

Às minhas amigas Pollyana Gomes e Djayana Cavalcanti, agradeço pela amizade, confiança e parceria.

À Verônica, agradeço pela amizade, confiança e todo o carinho.

A Izaias Lopes pelo apoio, confiança e amizade.

Às minhas vizinhas e amigas da residência, Samyr Pessoa, Jussara Medeiros, Adenize, Juliana, Dayane Matias, Denise e Monaiane, vocês são excelentes.

A todos os professores que compõem o Departamento de Ciências Florestais, em especial ao Professor José Antônio Aleixo da Silva.

Ao Laboratório de Sensoriamento Remoto (LASER) e ao Frank Silva pelas contribuições nos projetos e acolhimento.

Ao CNPq, pelos recursos financeiros (Bolsa de Mestrado).

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais (PPGCF)

À Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE).

Aos demais amigos e funcionários da república universitária Samyr Pessoa (UFRPE).

E por fim, agradeço a todos que de alguma maneira contribuíram para realização do meu trabalho.

À minha querida Mãe, Quiteria Gouveia, ao
meu pai Celso Feitosa Dias e aos meus
irmãos, Jeferson, Emerson, Pedro Henrique,
José Erlânio, Michele, Clécio e minha avó
(Hosana Gouveia)

Dedico.

Consagre ao Senhor tudo o que você faz,
e os seus planos serão bem-sucedidos.

Provérbios 16

FEITOSA, MÁRCIO FAUSTINO. **DINÂMICA DOS RISCOS DE INCÊNDIOS EM ÁREAS DE CAATINGA UTILIZANDO TÉCNICAS DE SENSORIAMENTO REMOTO.** 2024. Orientador: Emanuel Araújo Silva. Co-orientadores: Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira e Ionedei Alves de Souza.

RESUMO

O objetivo deste trabalho foi analisar a variação da temperatura e os riscos de incêndios na Caatinga do município de Floresta, Pernambuco, entre os anos de 1994 e 2023, utilizando técnicas de sensoriamento remoto. Para isso, foram empregadas imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8, processadas integralmente na plataforma Google Earth Engine (GEE), com algoritmos em JavaScript. O estudo foi estruturado em duas etapas principais: análise das temperaturas e avaliação dos riscos de incêndios. As imagens Landsat 5 (1994–1999), Landsat 7 (2000–2013) e Landsat 8 (2014–2023) passaram por correções radiométricas e aplicação de equações específicas. Para a análise das temperaturas, utilizou-se a equação para estimativa da Temperatura da Superfície Terrestre (TST). Já para a avaliação dos riscos de incêndios, foram empregados o Normalized Burn Ratio (NBR) e o Differenced Normalized Burn Ratio (dNBR). As temperaturas médias anuais variaram de tons azuis (abaixo de 28,7 °C) a vermelhos (acima de 31,8 °C). A média anual foi de 29,7 °C, com variância de 3,3, desvio padrão de 1,8 e coeficiente de variação de 6,15%, indicando relativa estabilidade térmica. Os anos com temperaturas mais baixas foram 1994, 1995, 1996, 1999 e 2022, enquanto as mais elevadas foram 2004, 2012, 2015 e 2023. A comparação com dados do INMET (2009–2023) evidenciou a aplicabilidade dos dados Landsat na análise climática, embora não tenha sido identificada tendência significativa pelo teste de Mann-Kendall. Na segunda etapa, os riscos de incêndios foram analisados com base no índice dNBR. As imagens Landsat foram classificadas em Queimadas, Zona de Transição, Vegetação Saudável e Vegetação Densa, com tons avermelhados indicando áreas degradadas pelo fogo. Os anos com maior risco de incêndios foram 1994, 1997, 2000, 2001, 2003, 2008, 2011 e 2020, 2022. O período de 2019 a 2023 registrou os maiores índices de cicatrizes de incêndio, com destaque para 2023 (8.992 ha). A maioria das áreas (344 pontos) apresentou alterações de baixa a moderada intensidade no dNBR (-0,1 a 0,1). A ANOVA e o teste de Tukey HSD confirmaram diferenças significativas entre as classes. Por fim, a análise do uso e ocupação da terra, com dados do MapBiomas (Coleção 9), mostrou redução da formação florestal até 2013, com aumento em 2023. A agropecuária cresceu até 2013 e decresceu em 2023. A formação savânica teve perda líquida de 13.449,73 ha. a taxa de crescimento composta anual indicou aumento das áreas urbanas (1,68%) e da formação florestal (1,76%), enquanto os demais tiveram redução como mosaico de usos com (0,54%), formação savânica (0,19%) e corpos d'água (0,10%). A diminuição dos corpos d'água pode indicar estresse hídrico regional e aumento da vulnerabilidade a incêndios. A expansão de pastagens e áreas urbanas, somada à retração da vegetação nativa, indicam um cenário de risco crescente para incêndios florestais.

Palavras-chave: Floresta Tropical Seca, Mudanças Climáticas, Geotecnologias, Fogo

FEITOSA, MÁRCIO FAUSTINO. **DYNAMICS OF FIRE RISKS IN CAATINGA AREAS USING REMOTE SENSING TECHNIQUES**. 2025. Advisor: Emanuel Araújo Silva. Co-advisores: Luiz Caraciolo Ferreira and Ionedei Alves de Souza.

ABSTRACT

The objective of this study was to analyze temperature variation and fire risks in the Caatinga region of the municipality of Floresta, Pernambuco, between 1994 and 2023, using remote sensing techniques. To this end, images from Landsat 5, 7, and 8 satellites were used, processed entirely on the Google Earth Engine (GEE) platform with JavaScript algorithms. The study was structured in two main stages: temperature analysis and fire risk assessment. The Landsat 5 (1994–1999), Landsat 7 (2000–2013), and Landsat 8 (2014–2023) images underwent radiometric corrections and the application of specific equations. For the analysis of temperatures, the equation for estimating Land Surface Temperature (LST) was used. To assess fire risks, the Normalized Burn Ratio (NBR) and Differenced Normalized Burn Ratio (dNBR) were used. Average annual temperatures ranged from blue tones (below 28.7°C) to red tones (above 31.8°C). The annual average was 29.7 °C, with a variance of 3.3, a standard deviation of 1.8, and a coefficient of variation of 6.15%, indicating relative thermal stability. The years with the lowest temperatures were 1994, 1995, 1996, 1999, and 2022, while the highest were 2004, 2012, 2015, and 2023. Comparison with INMET data (2009–2023) showed the applicability of Landsat data in climate analysis, although no significant trend was identified by the Mann-Kendall test. In the second stage, fire risks were analyzed based on the dNBR index. Landsat images were classified into Burned, Transition Zone, Healthy Vegetation, and Dense Vegetation, with reddish tones indicating areas degraded by fire. The years with the highest fire risk were 1994, 1997, 2000, 2001, 2003, 2008, 2011, 2020, and 2022. The period from 2019 to 2023 recorded the highest rates of fire scars, with 2023 standing out (8,992 ha). Most areas (344 points) showed low to moderate intensity changes in dNBR (-0.1 to 0.1). ANOVA and Tukey HSD tests confirmed significant differences between classes. Finally, the analysis of land use and occupation, with data from MapBiomass (Collection 9), showed a reduction in forest formation until 2013, with an increase in 2023. Agriculture and livestock grew until 2013 and decreased in 2023. Savanna formation had a net loss of 13,449.73 ha. The compound annual growth rate indicated an increase in urban areas (1.68%) and forest formation (1.76%), while the others decreased, such as mosaic of uses (0.54%), savanna formation (0.19%), and water bodies (0.10%). The decrease in water bodies may indicate regional water stress and increased vulnerability to fires. The expansion of pastures and urban areas, coupled with the decline in native vegetation, indicates a scenario of increasing risk for forest fires.

Keywords: Tropical Dry Forest, Climate Change, Geotechnologies, Fires

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	16
2. REVISÃO DE LITERATURA	20
2.1 Caatinga	20
2.2 Estudos de Temperaturas	22
2.3 Incêndios Florestais.....	24
2.4 Técnicas de Sensoriamento Remoto.....	25
2.4.1 Satélites LANDSAT	26
2.4.2 Índices de Vegetação (IVs)	28
2.4.3 Google Earth Engine	29
2.4.4 Projeto MapBiomas	30
3. MATERIAL E MÉTODOS	32
3.1 Área de Estudo.....	32
3.2 Computação em Nuvem.....	34
3.3 Conjunto de Dados.....	34
3.4 Mapeamento das Temperaturas	35
3.5 Mapeamento do Risco de Incêndios	36
3.6 Análises Estatísticas.....	39
3.7 Modelo de Regressão Polinomial Local (LOESS)	40
3.8 Teste de Tendência de Mann-Kendall.....	42
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	43
4.1 Análises de Temperaturas.....	43
4.2 Análises de Riscos de Incêndios.....	53
4.3 Uso e Ocupação da Terra	61
4.3.1 Implicações Ecológicas e Relações com Incêndios (dNBR)	69
4.3.2 Taxa de Crescimento Composta Anual (CAGR)	70
5. CONCLUSÕES.....	74
6. REFERÊNCIAS	75

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mapa da área de estudo, município de Floresta, Pernambuco.....	32
Figura 2. Fluxograma da metodologia.....	33
Figura 3. Temperatura da Superfície Terrestre (1994- 2023).....	45
Figura 4. Gráfico da temperatura média anual em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	47
Figura 5. Gráfico das temperaturas máximas e mínimas anuais em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	47
Figura 6. Gráfico da reta de regressão e limites de confiança da temperatura mínima anual em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	48
Figura 7. Gráfico da reta de regressão linear máximas e mínimas em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	49
Figura 8. Gráfico de regressão polinomial local em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	49
Figura 9. Gráfico de regressão polinomial local em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	50
Figura 10. Gráfico de regressão polinomial local em Floresta, Pernambuco (1994-2023).....	51
Figura 11. Índice da diferença de Queima Normalizada (1994-2023).....	54
Figura 12. Cicatrizes de Incêndios (1994-2023).....	58
Figura 13. Gráfico de Incêndios Florestais (1994-2023).....	59
Figura 14. Precipitação média (1994-2023).....	60
Figura 15. Mapa de uso e ocupação do solo (1994 a 2023).....	63
Figura 16. Uso e Ocupação da Terra em Floresta - PE	65
Figura 17: Gráfico da taxa de crescimento anual por classe de uso e ocupação do solo em Floresta-PE.....	71

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Cálculo de dNBR por ano em Floresta, Pernambuco (1994 – 2023).....	38
Tabela 2. Média das temperaturas anuais, compreendidas entre 1994 a 2023.....	46
Tabela 3. Estatísticas descritivas dos valores do índice dNBR obtidos entre 1994 e 2023, agrupados por classes definidas.....	55
Tabela 4. Número de observações (pontos amostrais) por classe de dNBR.....	55
Tabela 5. Resultados da ANOVA para os valores de dNBR entre as classes.....	56
Tabela 6. Resultados das comparações múltiplas do Teste de Tukey (HSD)	57
Tabela 7. Classes de uso e ocupação do solo compreendidas a cada dez anos, em hectares, Floresta – PE.....	66
Tabela 8. Diferença das classes de uso e ocupação do solo a Intervalo de dez anos avaliados, em hectares, Floresta – PE.....	67
Tabela 9. Classes de uso e ocupação do solo da taxa de crescimento composta anual por (ha).....	70

LISTA DE SIGLAS, ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

CAGR - Taxa de Crescimento Composta Anual

CHIRPS - Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data

dNBR - Differenced Normalized Burn Ratio

GEE - Google Earth Engine

ha - Hectare

IDE - Ambiente de desenvolvimento integrado

INMET – Instituto Nacional de Meteorologia

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

IV - Índice de Vegetação

NBR - Normalized Burn Ratio

NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

NBR - Índice de Queimada Normalizado

NIR - Infravermelho Próximo

dNBR – Diferença do Índice de Queimada Normalizada

PNUMA - Programa das Nações Unidas para o Meio Ambiente

REM - Radiação Eletromagnética

SIG - Sistemas de Informações Geográficas

SR - Sensoriamento Remoto

TOA - Topo da atmosfera

TST - Temperatura da Superfície Terrestre

USGS - Serviço Geológico Americano

USO - Uso, Cobertura e Ocupação da Terra

1. INTRODUÇÃO

A Caatinga é caracterizada por vegetação seca, elevadas temperaturas e baixa umidade. No Brasil compreende uma área de 844.453 km², recobrando 55% da região nordeste, ocupando 11% do território nacional, incluindo os estados da região nordeste e parte do norte do estado de Minas Gerais (Alves, 2009; Brasil, 2018). Este domínio é rico em diversidade biológica e de grande importância não só para fauna e flora, como também para a humanidade (Rodrigues *et al.*, 2022; Barbosa; Barbosa e Gomes Filho, 2022).

A vegetação Caatinga é categorizada, de acordo com o IBGE (2012), como savana estépica, profundamente influenciada pela sazonalidade climática, notavelmente única e resiliente, uma vez que exibe estrutura e mecanismo fisiológico em harmonia com o ambiente árido, e a umidade disponível provém de um período de chuvas relativamente limitado na estação chuvosa.

Além disso, essa vegetação é composta por uma variedade de espécies herbáceas, arbustivas, arbóreas e cactáceas. A flora desse ecossistema se ajusta a condições ambientais rigorosas, tais como a imprevisibilidade na distribuição das precipitações, intensa exposição solar, elevadas temperaturas, baixa umidade relativa e evapotranspiração elevada. (Araújo; Castro; Albuquerque, 2007; Rodal; Sampaio; Figueredo, 2013).

De acordo com Dutra Junior (2022), a Caatinga é a vegetação predominante no sertão, adaptada ao clima semiárido e à escassez de água. Esse bioma apresenta um elevado grau de degradação, devido tanto às ações antrópicas quanto aos fenômenos naturais associados às condições climáticas, como seca, altas temperaturas, baixa precipitação, umidade reduzida e incidência de incêndios (Mariano *et al.*, 2018).

A Caatinga é um bioma exposto a elevadas temperaturas. No estudo de Oliveira *et al.*, (2014), destaca-se que a temperatura é um fator determinante no processo de germinação de sementes, influenciando tanto a velocidade quanto a uniformidade da germinação. Além disso, pode afetar reações bioquímicas e ativar sistemas enzimáticos de algumas espécies.

A temperatura é um elemento essencial no semiárido nordestino. Estudos indicam uma correlação entre a temperatura do ar e o balanço hídrico, investigando a

dinâmica das anomalias de precipitação anual em conjunto com a variação térmica, a fim de verificar um possível aumento das temperaturas ao longo dos anos (Schmidt, Lima e Jesus, 2018). Assim como a temperatura do ar, pesquisas sobre a temperatura da superfície são de suma importância para compreender a evolução da vegetação (Ferreira *et al.*, 2012; Mendes, Danelichen e Pereira, 2019; Santos *et al.*, 2020).

Além da temperatura da superfície, é fundamental estudar os incêndios florestais, pois eles são um dos principais agentes de degradação da Caatinga. Esses incêndios podem ser causados pelo uso inadequado do fogo, como em fogueiras, descarte de cigarros, queima de lixo e queimadas. Além disso, podem ocorrer de forma acidental, devido ao uso de maquinário agrícola, transporte e sistemas de comunicação. Ademais, há fatores estruturais, como a caça e o uso inadequado do solo, que aumentam a vulnerabilidade do bioma (Lázaro *et al.*, 2023; Figueiras, 2022).

Segundo Fuentes-Ramirez (2018) o fogo pode afetar a estrutura das comunidades ecológicas diminuindo a densidade e extensão da vegetação, gerando mudanças nas características químicas e biológicas do solo, como acidez, substância orgânica e concentrações de elementos nutritivos, fauna edáfica e microrganismos do solo.

As causas antrópicas são as mais frequentes e variadas, e incluem a queima de lixo, a limpeza de pastos, a caça e o vandalismo. Os incêndios provocados pelo homem são mais intensos e extensos, e podem se alastrar por grandes áreas, causando danos irreversíveis ao ecossistema (Martins 2017; Mothé *et al.*, 2020).

Os incêndios reduzem a cobertura vegetal, alteram o ciclo hidrológico, aumentam a erosão do solo, diminuem a fertilidade da terra, liberam gases de efeito estufa, contribuem para o aquecimento global, afetam a fauna silvestre, provocam a perda de espécies endêmicas, comprometem os serviços ecossistêmicos, e agravam a vulnerabilidade das comunidades (Santos *et al.*, 2015; Cavalli *et al.*, 2019).

Segundo Corrêa (2022) os incêndios ocorridos na vegetação de Pernambuco são um grave problema ambiental e social que afeta a biodiversidade, a qualidade do ar, a saúde humana e a economia do estado. Segundo dados do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE, 2023), a Caatinga registrou 3.903 focos de queimadas entre janeiro e agosto de 2021, um aumento de 100% em relação ao mesmo período de 2020 e Pernambuco com 271 focos, sendo que o mês de junho obteve maior foco desde 1998.

De acordo com Silva (2020) os incêndios podem ter efeitos positivos ou

negativos sobre o meio ambiente e a sociedade. Por um lado, podem contribuir para a renovação da vegetação, a liberação de nutrientes no solo, e a manutenção da biodiversidade. Eles podem provocar a destruição de habitats, a perda de vidas, e o agravamento das mudanças climáticas (Lima *et al.*, 2019). Segundo Crispim (2020), os incêndios devem ser monitorados, prevenidos e controlados para evitar ou minimizar os seus impactos negativos.

Para a detecção e avaliação de temperaturas e incêndios florestais na Caatinga pode ser utilizado geotecnologias, segundo Pirajá *et al.*, (2023) as geotecnologias podem ser utilizadas por meio da combinação de dados, imagens de satélites e outras ferramentas voltadas para o processamento geoespacial, instrumentos importantes que possibilitam o monitoramento da expansão desses eventos.

Existem diversas ferramentas de monitoramento por sensoriamento remoto. Os índices espectrais de vegetação destacam-se na identificação de áreas incendiadas, pois analisam a resposta única da vegetação em relação ao solo e outros alvos por meio de intervalos numéricos (Fernandes *et al.*, 2016).

Eventos como temperaturas e incêndios florestais podem ser analisados em escala global ou regional. Na escala global, existem sistemas como o Global Fire Monitoring Center (GFMC) e o Fire Information for Resource Management System (FIRMS), que utilizam dados de satélites como o MODIS e o VIIRS para fornecer alertas diários sobre os focos de calor detectados em todo o mundo. Em escala regional ou local, podem ser empregados sensores mais específicos, como o Landsat, o Sentinel ou o CBERS, que oferecem imagens com maior resolução espacial e espectral, permitindo uma melhor identificação das características dos incêndios e dos seus impactos ambientais e socioeconômicos (Nhongo 2019; Herrmann *et al.*, 2022).

O satélite Landsat é um satélite de observação da Terra construído, lançado e operado por uma colaboração da NASA e USGS. Possui dois sensores principais que captam imagens em 11 bandas espectrais, variando da luz visível ao infravermelho térmico. Fornece imagens com resolução moderada que varia de 15 m a 100 m por pixel, dependendo da banda (Bandeira, 2022).

Segundo Pereira (2021), o satélite Landsat pode ser utilizado para monitoramento de incêndios florestais, pois possui bandas sensíveis ao calor e à vegetação. As bandas 10 e 11 do sensor TIRS (*Thermal Infrared Sensor*) medem a temperatura da superfície terrestre e podem ser empregadas para detecção de áreas queimadas.

No entanto, essas bandas não são ideais para detectar fogo ativo, pois a saturação do sensor pode comprometer a captação de temperaturas extremamente altas, como as observadas em incêndios florestais. Para esse fim, sensores mais apropriados incluem o VIIRS (NOAA-20 e Suomi NPP) e o MODIS (Terra/Aqua).

Já as bandas 4 (vermelho), 5 (infravermelho próximo) e 7 (infravermelho de ondas curtas) do sensor OLI (Operational Land Imager) são fundamentais para monitoramento da vegetação. Essas bandas registram a reflectância da vegetação, sendo úteis para avaliar seu estado de saúde ou estresse por meio de índices espectrais, como o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) e o NBR (Normalized Burn Ratio), proporcionando uma análise mais precisa da degradação vegetal e das cicatrizes de queimadas.

De acordo com Silva Júnior e Pacheco (2021) o satélite Landsat é uma das ferramentas úteis para a detecção e monitoramento de incêndios florestais, pois permite obter imagens em diferentes bandas espectrais que revelam informações sobre a temperatura, a vegetação e o solo das áreas afetadas pelo fogo.

Uma das formas de analisar eventos de temperaturas e incêndios com agilidade é com o Google Earth Engine (GEE) uma plataforma em escala planetária do Google para dados e análises de ciências da Terra, que tem sido utilizada para a detecção de incêndios florestais e anomalias climáticas (Prado *et al.*, 2019; Santos *et al.*, 2022; Silva e Baptista, 2023).

O GEE tem sido utilizado para detecção de incêndios florestais em diferentes regiões do Brasil, como a Caatinga. Ademais, o Google tem trabalhado em outras iniciativas para alertar sobre incêndios florestais, como a implementação de alertas sobre incêndios e áreas de risco no Google Maps, já disponíveis em países como os Estados Unidos da América.

Entre as bases de dados que podem ser integradas ao GEE, destaca-se o MapBiomas, uma plataforma rica em dados de todas as regiões do Brasil. O MapBiomas é uma das excelentes ferramentas que pode ser trabalhada em consórcio com o GEE, apesar de ser considerada muito recente, a plataforma MapBiomas disponibiliza diversas informações sobre uso e cobertura da terra, desmatamento e incêndios, onde diversos autores utilizam esses bancos de dados em seus trabalhos (Silva, Ribeiro e Koop, 2022).

Estudos vêm sendo realizados sobre temperatura e riscos de incêndios (Mendes *et al.*, 2019; Hendges *et al.*, 2020), mas poucos trabalhos são voltados para

incêndios florestais em áreas de Caatinga. Embora nem toda a área de Caatinga seja apenas com vegetação rala com solo exposto, muitas áreas possuem vegetação contínua, composta por gramíneas, galhos e arbustos secos e espécies arbóreas, pois há áreas com riscos de ocorrência de incêndios, que podem ser causadas por um raio em épocas de chuvas ou por ações antrópicas.

O objetivo deste trabalho foi analisar a variação da temperatura e os riscos de incêndios na Caatinga do município de Floresta, Pernambuco, entre os anos de 1994 e 2023. Os objetivos específicos são: i) Avaliar a temperatura e o risco de incêndios no município de Floresta; ii) Analisar dados das imagens Landsat 5, 7 e 8, utilizando o Google Earth Engine, para verificar ocorrências de incêndios e variações de temperatura; iii) Investigar a relação entre temperatura e incêndios em áreas de vegetação; iv) Correlacionar a temperatura com o aumento dos riscos de incêndios florestais no município de Floresta.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Caatinga

A Caatinga é um bioma exclusivamente brasileiro, ocupando cerca de 844.453 km², o que corresponde a aproximadamente 11% do território nacional. Localizada predominantemente na região Nordeste e em parte do Sudeste (Minas Gerais), a Caatinga é caracterizada por um clima semiárido, com precipitação média anual entre 300 e 800 mm e temperaturas que frequentemente ultrapassam 30°C (IBGE, 2019). A vegetação é adaptada às condições de seca, apresentando espécies xerófilas, como cactáceas, bromeliáceas e árvores de pequeno porte, que perdem folhas durante a estação seca, fenômeno conhecido como caducifólia (Andrade-Lima, 1981). Este bioma é fundamental para a biodiversidade brasileira e para as populações humanas que dependem de seus recursos, mas enfrenta sérias ameaças, como desmatamento, desertificação e mudanças climáticas.

Levando em conta apenas vegetais lenhosos e suculentos, há 18 gêneros e 318 espécies endêmicas da Caatinga, representando cerca de 34% das espécies catalogadas na região (Camacam e Messias, 2022). Segundo as pesquisas sobre a cobertura vegetal desse ecossistema, o percentual de resíduos florestais atingiu 21,16%, o que equivale a aproximadamente 175.000 km² de vegetação,

desconsiderando as áreas do Norte de Minas Gerais e as áreas de transição com a Mata Atlântica e o Cerrado (França-Rocha *et al.*, 2007).

Entre as espécies emblemáticas estão a ararinha-azul (*Cyanopsitta spixii*), atualmente considerada extinta na natureza, e o tatu-bola (*Tolypeutes tricinctus*), símbolo da fauna brasileira. A flora é igualmente diversificada, com destaque para espécies como o mandacaru (*Cereus jamacaru*), a aroeira (*Myracrodruon urundeuva*) e o juazeiro (*Ziziphus joazeiro*), que desempenham papéis ecológicos e econômicos importantes (Leal *et al.*, 2005).

A Caatinga enfrenta graves ameaças, sendo o desmatamento uma das principais. Estima-se que cerca de 46% da área original do bioma já tenha sido alterada, principalmente devido à expansão agrícola e pecuária (MMA, 2020).

Além disso, as secas causam impactos significativos na vegetação, provocando processos como erosão, degradação do solo e desertificação devido à perda da cobertura vegetal. Adicionalmente, essas condições favorecem a ocorrência de incêndios generalizados, que danificam ainda mais o solo, cuja recuperação pode ser lenta e difícil (Paredes-Trejo *et al.*, 2021). A perda da vegetação nativa reduz ainda mais a disponibilidade de água, já escassa na região, e aumenta a vulnerabilidade a períodos prolongados de seca.

As mudanças climáticas representam um desafio significativo para a Caatinga, intensificando a aridez e acelerando processos de degradação ambiental. Estudos indicam que o bioma pode sofrer um aumento da temperatura e uma redução das chuvas, o que impacta diretamente sua vegetação e os recursos hídricos disponíveis. A percepção dessas alterações já é sentida por comunidades locais (Almeida *et al.*, 2020).

A Caatinga desempenha um papel fundamental na regulação climática e na manutenção de serviços ecossistêmicos, como a conservação da água e do solo. A vegetação nativa atua na prevenção da erosão, na promoção da infiltração de água no solo e na regulação do ciclo hidrológico, aspectos essenciais em uma região caracterizada pela escassez hídrica. Além disso, o bioma fornece recursos valiosos para as comunidades locais, incluindo madeira, frutos, fibras e plantas medicinais, utilizados tanto para subsistência quanto para geração de renda (EMBRAPA, 2007).

As práticas tradicionais de manejo, como o extrativismo sustentável de espécies nativas, como o umbu (*Spondias tuberosa*) e a carnaúba (*Copernicia prunifera*), são exemplos de como as populações locais interagem com o ambiente de

forma harmoniosa (Sales *et al.*, 2020)

A pressão antrópica e a falta de alternativas econômicas têm levado ao uso insustentável dos recursos na Caatinga, agravando a degradação ambiental e comprometendo a capacidade do bioma de fornecer serviços ecossistêmicos essenciais. Estudos indicam que práticas como a pecuária extensiva e o desmatamento para uso agrícola resultam em degradações severas e, por vezes, irreversíveis nesse ecossistema, levando à perda da diversidade florística característica da região (Alves, Araujo e Nascimento, 2008).

Segundo o trabalho de Teixeira (2016), a Caatinga é um dos biomas menos protegidos do Brasil, com apenas 7,8% de sua área total abrangida por unidades de conservação, das quais mais de 80% são destinadas ao uso sustentável, resultando na proteção limitada das áreas de preservação integral. Essa limitada cobertura de áreas protegidas ressalta a necessidade urgente de políticas públicas que promovam a conservação e o uso sustentável dos recursos naturais da Caatinga, garantindo a preservação de sua biodiversidade e o bem-estar das comunidades locais.

2.2 Estudos de Temperaturas

As temperaturas são elementos do clima, onde Ribeiro (1993) define clima, por um conjunto de variáveis como fatores e elementos, que se inter-relacionam ao longo do tempo e do espaço, formando unidades que podem ser medidas. Uma das conexões mais significativas entre os fatores climáticos e as condições atmosféricas é o equilíbrio entre a radiação solar e a vegetação. Nesse contexto, os elementos climáticos, como por exemplo, temperatura, umidade e pressão, são influenciados pelo balanço da radiação que é recebida e refletida de volta para a atmosfera (Hendges *et al.*, 2020).

As mudanças na cobertura vegetal alteram os padrões de distribuição da energia disponível para os processos de aquecimento do solo e da atmosfera, impactando significativamente variáveis essenciais, como a temperatura e a umidade relativa (Guilherme *et al.*, 2020). Regiões com elevada densidade de cobertura vegetal direcionam uma parte significativa da energia solar incidente para o processo de evapotranspiração, promovendo, desse modo, um importante efeito termohidrorregulador no ambiente (Varejão-Silva, 2006; Biute *et al.*, 2015).

Além da inter-relação temperatura de sementes e cobertura vegetal, a temperatura é influenciada pelas práticas de manejo do solo, que se torna uma parte fundamental do balanço de energia da superfície devido às variações de temperatura provocadas pelo fluxo de calor no solo. Assim, isso pode explicar o armazenamento e a transferência de calor no solo, bem como as trocas entre o solo e a atmosfera (Martins *et al.*, 2024).

Assim como as vegetações, algumas espécies de animais conseguem alterar seu comportamento, passando de sociais a solitários em temperaturas elevadas, diminuindo a absorção de radiação solar ou reduzindo a soma do calor gerado por sua atividade metabólica. Por outro lado, outras espécies podem acelerar a taxa de seu desenvolvimento larval quando expostas a altas temperaturas. Em determinadas condições, as temperaturas podem alcançar o limite para a sobrevivência, momento em que os indivíduos podem sofrer um desequilíbrio físico-químico que pode resultar em morte (Santos *et al.*, 2022).

Em relação às sementes, as temperaturas exercem forte influência no processo de germinação, pois afetam as reações bioquímicas que determinam todo esse processo, alterando a percentagem final de germinação e a velocidade com que ocorre. Algumas espécies respondem favoravelmente a temperaturas constantes, enquanto outras se beneficiam de variações de temperatura, o que pode ser benéfico para a germinação. Isso se deve às condições ambientais, nas quais ocorrem oscilações de temperatura durante o dia e a noite (Floriano, 2004; Soares, 2013; Silva *et al.*, 2020).

Os dados de temperatura da superfície são tradicionalmente obtidos por meio de sensores localizados em estações meteorológicas (Nour Eldeen *et al.*, 2020). Em regiões semiáridas, o monitoramento climático enfrenta desafios devido à escassez de estações de medição bem distribuídas (El Kenawy *et al.*, 2019).

Com isso, se faz necessário a utilização de dados de satélite, e essas áreas no Brasil são dominadas pela floresta tropical sazonalmente seca, conhecida localmente como Caatinga. Trata-se de uma das partes do país que tem enfrentado severas secas, com registros de precipitação que indicam um clima variando de semiárido a árido.

Assim, considerando as características únicas dessa região, um dos obstáculos para o uso do sensoriamento remoto em análises espaciais tem sido a necessidade de validação das informações obtidas pelos sensores espaciais (Santos, 2020).

De acordo com o trabalho de Weng (2009), os efeitos atmosféricos – tais como a absorção e a emissão da irradiação refletida pela superfície – devem ser corrigidos antes que se obtenham as temperaturas de brilho da superfície terrestre.

Além disso, essas temperaturas foram ajustadas com valores de emissividade espectral antes do cálculo da TST, para levar em conta as características da superfície, a quantidade e a natureza da cobertura vegetal, bem como as propriedades térmicas e o teor de umidade do solo. Assim como Weng (2009), Li Liang *et al.* (2012) explica a importância da temperatura da superfície terrestre utilizando diversos métodos, entre eles tem-se o método baseado em NDVI.

Este método assume que a superfície é composta apenas de solo e vegetação e a emissividade do solo descoberto pode ser representada linearmente pela refletividade da superfície; e a emissividade que muda linearmente com relação à fração de vegetação em um pixel. Ainda de acordo com Li Liang *et al.* (2012), é importante validar os dados.

A temperatura da superfície é essencial na modelagem climática, especialmente em padrões sazonais. No trabalho de Tavares *et al.* (2025), usam-se modelos para representar a variabilidade espacial e sazonal da temperatura, por exemplo, o ETA – Modelo Climático Regional – mostrando um forte relacionamento com a topografia e gradientes latitudinais.

2.3 Incêndios Florestais

Os incêndios florestais representam um fenômeno significativo no Brasil, aproximadamente 99%, é provocada por ação humana (Resende e Filho, 2023). As práticas tradicionais de uso da terra, como a queimada no quintal, a queima de pastagens, as queimadas para desmatamento, limpeza de áreas vegetativas e a intensificação das atividades agropecuárias, resultam em incêndios florestais. As causas naturais, como os raios, são responsáveis por menos de 5% dos incêndios (Brasil, 2017; INPE 2023).

Os incêndios representam um desastre natural que afeta diversas regiões do planeta. Esses fenômenos têm um impacto ambiental, resultando na destruição de extensas áreas de vegetação e fauna, erosão do solo, além de um impacto social e econômico, com perdas de vidas e bens, destruição de infraestruturas, danos físicos

e prejuízos à saúde das comunidades (Jerónimo, 2024).

As metodologias para detecção de incêndios florestais variam de acordo com as características específicas da região de interesse, como a extensão territorial e o tipo de vegetação. Em áreas de grande extensão, o monitoramento pode ser realizado por meio de vigilância terrestre – com postos fixos, torres de observação e patrulhamento móvel – e também pela utilização de sistemas aéreos, como aeronaves equipadas com sensores térmicos, que permitem uma resposta rápida (Batista, 2004).

A utilização de técnicas de sensoriamento remoto, como o monitoramento por satélites, é essencial para mapear e quantificar esses focos de calor, permitindo um melhor entendimento das dinâmicas de recuperação da vegetação afetada (Gouveia *et al.*, 2021).

Os incêndios no sertão pernambucano são fenômenos recorrentes, intensificados por condições climáticas semiáridas e pela ação humana. O bioma Caatinga é particularmente vulnerável a incêndios, pois vem enfrentando não apenas o desmatamento, mas também eventos de queimadas que comprometem sua regeneração natural (Gouveia *et al.*, 2021).

Segundo o relatório do PNUMA, as mudanças climáticas serão as principais responsáveis por incêndios florestais mais comuns e severos nas próximas décadas. Com fundamentos em pesquisas, prevê-se que haverá um crescimento global de incêndios extremos de 30% até 2050 e de 50% até o término do século (Yue *et al.*, 2022; Araújo, 2024).

2.4 Técnicas de Sensoriamento Remoto

Sensoriamento remoto (SR), expressão criada no início da década de 1960 por Evelyn L. Pruitt, é uma das tecnologias mais eficazes para a coleta automática de dados, utilizada para a avaliação e monitoramento dos recursos terrestres em escala global (Menezes *et al.*, 2012).

Estudos de vegetação em áreas de preservação e conservação ambiental têm se tornado um dos tópicos mais discutidos no campo do SR, especialmente quando relacionado a questões ambientais (Freire-Silva *et al.*, 2019).

As tecnologias de SR são ferramentas de alta capacidade direcionadas ao monitoramento ambiental em larga escala. Elas permitem avaliar, de forma eficaz, os

diferentes usos do solo ao longo do espaço e do tempo, viabilizando a aplicação rápida e econômica de medidas corretivas. Além disso, essas tecnologias facilitam o planejamento e a tomada de decisões voltadas para o uso sustentável dos recursos naturais (Silva *et al.*, 2019).

Entre as diversas contribuições do SR, a identificação qualitativa e quantitativa da vegetação verde se estabelece como uma das ferramentas mais significativas para o planejamento ambiental. Isso se dá por meio dos índices de vegetação (IV), que destacam o comportamento espectral da vegetação e possibilitam distinguir diferentes tipos de cobertura e uso do solo (Silva & Guedes, 2018).

Os IVs são ferramentas de SR destinadas a identificar as características espectrais e os parâmetros biofísicos da vegetação. Eles são calculados com base na razão entre as diferenças de bandas espectrais das imagens, fornecendo informações sobre a quantidade e a qualidade da vegetação presente (Junior & Pacheco, 2021).

Além dos IVs, o SR é utilizado para a análise da temperatura da superfície (TS) em regiões da Caatinga. No estudo de Lopes *et al.*, (2011), a umidade do solo foi avaliada por meio da combinação da TS e dos IVs, utilizando imagens de satélite do Landsat.

Conforme Lopes *et al.* (2010), em estudo realizado no bioma Caatinga, a TS varia de acordo com o uso e a cobertura do solo. Essas variações desempenham um papel relevante na dinâmica de processos, como a precipitação e o escoamento, além de influenciar a interação entre os fluxos de calor latente e sensível.

Ardila, Muñoz e Sopchaki, (2024) analisaram área queimadas com sensoriamento remoto utilizando dados do Conjunto de Radiômetros de Imagem no Infravermelho Visível (VIIRS), empregam imagens do Landsat 8 e Sentinel-2 pré e pós a queima para delimitar uma área específica afetada por incêndios ocorridos em anos determinados e aplicam índice de queima normalizado (NBR) para avaliar a severidade do fogo nas coberturas de terra.

2.4.1 Satélites LANDSAT

Os satélites Landsat são uma série de satélites de observação da Terra operados pela NASA e pelo Serviço Geológico dos Estados Unidos (USGS). Eles têm sido fundamentais para o desenvolvimento do sensoriamento remoto desde o

lançamento do primeiro satélite Landsat em 1972. Dentre os satélites da série Landsat destacam-se o 5, 7 e 8.

O Landsat 5 chegou para transformar a série de satélites Landsat, sendo lançado em 1 de março de 1984 pela NASA (National Aeronautic and Space Administration), equipado com os sensores do Sistema de Varredores Multiespectrais (MSS) e o instrumento Mapeador Temático (TM). Funcionou por mais de 30 anos, com os instrumentos a bordo desativados em janeiro de 2013, após apresentar problemas com o giroscópio no final de 2012 (Silva, 2018).

O Landsat 7 foi lançado em abril de 1999, utilizando um veículo de lançamento descartável Delta-II. O instrumento de observação da Terra a bordo do Landsat 7, o Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), replica as capacidades dos bem-sucedidos Thematic Mapper dos Landsats 4 e 5 (Markham et al., 2024).

O ETM+ oferece um instrumento mais versátil e eficiente para monitoramento global, estudos de mudança, avaliação e monitoramento da cobertura do solo, e mapeamento de grandes áreas, superando seus antecessores. Ele inclui: Uma banda pancromática com resolução espacial de 15 metros; calibração radiométrica absoluta integrada, com precisão de 5%; um canal infravermelho térmico com resolução espacial de 60 metros; um gravador de dados a bordo (Markham et al., 2014).

Este satélite de observação da Terra possui calibração de alta precisão, o que significa que suas medições são extremamente precisas quando comparadas às medições realizadas no solo. O sensor do Landsat 7 foi considerado "o instrumento de observação da Terra mais estável e melhor caracterizado já colocado em órbita". Os rigorosos padrões de calibração do Landsat 7 fizeram dele a escolha ideal para validação de muitos sensores de baixa resolução (USGS, 2024)

De acordo com a NASA (2024), em outubro de 2008, o USGS disponibilizou todos os dados do Landsat 7 gratuitamente ao público, mas todos os dados do Landsat foram disponibilizados gratuitamente em janeiro de 2009, resultando quase imediatamente em um aumento de 60 vezes no número de downloads de dados.

Em 11 de fevereiro de 2013, a partir da Base da Força Aérea de Vandenberg, na Califórnia, o satélite Landsat 8 foi colocado em órbita por meio de um foguete Atlas-V 401. O desenvolvimento do satélite foi realizado por meio de uma colaboração entre a NASA e o USGS. A NASA foi responsável pelas etapas de projeto, construção, lançamento e calibração em órbita, período no qual o satélite recebeu o nome de Landsat Data Continuity Mission (LDCM), (Silva, 2018).

O Landsat 8 é um dos últimos lançamentos, um satélite mais robusto com dois instrumentos científicos: Operational Land Imager (OLI) e o Thermal Infrared Sensor (TIRS). Satélite com sensores que fornecem cobertura sazonal da massa terrestre global com uma resolução espacial de 30 metros (visível, NIR, SWIR); 100 metros (térmico); e 15 metros (pancromático). Desenvolvido com parceria entre a NASA e o US Geological Survey (Markham *et al.*, 2015).

As características básicas e as diferenças entre os satélites Landsat 5, 7 e 8, incluindo seus sensores, resolução espectral e espacial, e resolução temporal, estão detalhadas na Quadro 1.

Quadro 1 - Características básicas do Landsat 5, 7 e 8.

Atributo	Landsat 5	Landsat 7	Landsat 8
Sensores	MSS, TM	ETM+	OLI, TIRS
Resolução Espectral e Comprimento de Onda	MSS: 4 bandas (0.45-1.10 μm) e TM: 7 bandas (0.45-2.35 μm)	ETM+: 8 bandas (0.45-2.35 μm) + pancromática (0.52-0.90 μm)	OLI: 9 bandas (0.43-2.29 μm) e TIRS: 2 bandas (10.6-12.5 μm)
Resolução Espacial (metros)	MSS: 80m e TM: 30m (multiespectral), 120m (térmica)	15m (pancromática), 30m(multiespectral), 60m (térmica)	15m (pancromática), 30m (multiespectral), 100m (térmica)
Resolução Temporal (dias)	16 dias	16 dias	16 dias

Fonte: USGS (2024)

Em que: MSS: Multispectral Scanner System; TM: Thematic Mapper; ETM+: Enhanced Thematic Mapper Plus; OLI: Operational Land Imager; TIRS: Thermal Infrared Sensor; SLC-off: Scan Line Corrector falhou, causando perda de dados em faixa

2.4.2 Índices de Vegetação (IVs)

Os índices de vegetação são ferramentas essenciais para a análise da cobertura vegetal, destacando-se o NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada, o NBR - Índice de Queimadas Normalizado, (Leite *et al.*, 2017; Alves *et al.*, 2018).

O índice NDVI (ROUSE *et al.*, 1973) é calculado a partir da razão entre bandas

espectrais, considerando a diferença entre a reflectância no espectro do vermelho e no infravermelho próximo, permitindo identificar e diferenciar pixels com vegetação saudável daqueles com vegetação comprometida.

Entre as diversas ferramentas de sensoriamento remoto empregadas na identificação de queimadas, os índices de vegetação representam uma excelente opção, como por exemplo, o NBR e dNBR, pois avalia a reação da vegetação em relação ao fogo (Pirajá *et al.*, 2023; Saulino *et al.*, 2020, Pio e Vieira, 2020).

O dNBR utiliza informações de reflectância da superfície de bandas específicas do espectro eletromagnético, predominantemente nas faixas do infravermelho próximo (NIR), devido à alta reflectância da vegetação (Schepers *et al.*, 2014). Assim, o dNBR tornou-se bastante relevante para identificar os riscos de incêndios florestais.

O índice dNBR foi desenvolvido por Koutsias e Karteris (1998) com a finalidade de identificar áreas queimadas, enquanto a nomenclatura e a metodologia da análise multitemporal foram idealizadas por Key e Benson (1999). De acordo com os trabalhos de Key e Benson (1999), o dNBR pode ser calculado utilizando as bandas do infravermelho próximo e do infravermelho médio, que oferecem um contraste mais eficaz entre áreas queimadas e vegetação saudável.

2.4.3 Google Earth Engine

O Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma de computação em nuvem que aproveita a infraestrutura do Google para simplificar o acesso a dados geoespaciais e seu processamento (Gorelick *et al.*, 2017). O acesso à plataforma exige a criação de uma conta, sendo gratuito para usos educacionais e de pesquisa. Os propósitos do GEE incluem: oferecer uma plataforma dinâmica que facilite a criação de algoritmos em grande escala; incentivar pesquisas de alto impacto, disponibilizando acesso livre e aberto; e contribuir para o avanço e as soluções na gestão global de big data (Parente *et al.*, 2019; Montoya *et al.*, 2023; Tabunschik *et al.*, 2023).

O GEE apresenta um extenso catálogo com escala de petabytes, compilando dados dos satélites Landsat, Sentinel e MODIS, além de informações sobre modelos climáticos, temperaturas e características geofísicas. Sua interface amigável inclui um editor de código, que funciona como um ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) para a criação de algoritmos em JavaScript (Mbatha & Xulu, 2018; Montoya *et al.*,

2023).

O sistema também oferece uma janela gráfica que permite aos usuários visualizar os processos em andamento e suporta programação em Python e outras linguagens por meio da biblioteca Earth Engine, assim como em R (Crego *et al.*, 2018). Além disso, o GEE conta com uma versão simplificada chamada Explorer, destinada a usuários com pouca experiência em linguagens de programação. Ambas as versões possibilitam a importação de dados locais e a exportação de informações para processamento ou visualização posterior em softwares de sistemas de informação geográfica (SIG), como QGIS e ArcGIS Pro, entre outros (Li, Huan *et al.*, 2019; Panidi *et al.*, 2020).

Contudo, a plataforma processa os dados diretamente nos servidores do Google, o que é especialmente útil para grandes conjuntos, como os provenientes do Landsat 5, 7 e 8, além dos dados do MapBiomias, evitando a sobrecarga da máquina local durante o processamento.

2.4.4 Projeto MapBiomias

As atividades humanas em diversas regiões do mundo têm provocado mudanças significativas na cobertura terrestre, impactando diretamente os ecossistemas e gerando consequências ambientais e socioeconômicas de grande magnitude. A identificação e o monitoramento dessas alterações no padrão de uso e cobertura da terra são desafios cruciais para a comunidade científica e para a gestão ambiental. No contexto brasileiro, o Projeto MapBiomias tem se destacado como uma ferramenta essencial para o mapeamento e a análise dessas transformações, oferecendo dados precisos e atualizados que subsidiam políticas públicas e decisões estratégicas (Baeza *et al.*, 2022).

Segundo o Observatório do Clima, iniciativas como o MapBiomias são fundamentais para compreender as mudanças no uso e cobertura da terra. MapBiomias adota um conceito mais amplo de florestas e tem como diferencial um mapeamento mais inclusivo, permitindo a identificação de áreas de cultivo e de recomposição de vegetação nativa (SOUZA *et al.*, 2020).

O Projeto MapBiomias, lançado em 2015, é uma iniciativa colaborativa que

reúne organizações não governamentais, empresas de tecnologia, universidades e instituições científicas. (Azevedo *et al.*, 2018). Seu principal objetivo é mapear anualmente a cobertura e o uso da terra no Brasil, utilizando tecnologias avançadas de processamento de dados e imagens de satélite disponibilizadas pela plataforma GEE (Gorelick *et al.*, 2017; Souza; Azevedo, 2018).

Uma das principais contribuições do MapBiomass é a capacidade de fornecer informações detalhadas sobre a dinâmica do uso e cobertura da terra em diferentes biomas brasileiros, como a Amazônia, o Cerrado, a Mata Atlântica e o Pantanal. Esses dados são fundamentais para entender os processos de desmatamento, expansão agrícola, urbanização e regeneração de áreas degradadas.

De acordo com dados do MapBiomass, entre 1985 e 2019, o Brasil perdeu aproximadamente 87,2 milhões de hectares de vegetação nativa, o que representa cerca de 10,25% do território nacional. As regiões mais afetadas foram a Amazônia, com uma redução de 44 milhões de hectares, e o Cerrado, que perdeu 28,5 milhões de hectares, correspondendo a 21,3% de sua cobertura original (MAPBIOMASS, 2020).

Além do mapeamento do uso e cobertura da terra, o MapBiomass tem se dedicado ao monitoramento de incêndios florestais, uma questão crítica no contexto das mudanças climáticas e da degradação ambiental. Os incêndios são frequentemente associados a práticas de manejo inadequadas, como a queima de resíduos agrícolas e a limpeza de áreas para cultivo, além de serem intensificados por condições climáticas extremas, como secas prolongadas.

A integração dos dados de uso e cobertura da terra com informações sobre incêndios permite uma análise mais abrangente dos impactos das atividades humanas sobre os ecossistemas. Por exemplo, estudos baseados no MapBiomass têm demonstrado que a conversão de áreas naturais para agricultura e pecuária está diretamente relacionada ao aumento da incidência de incêndios, uma vez que essas atividades frequentemente envolvem o uso do fogo como ferramenta de manejo. Além disso, a fragmentação de habitats naturais causada pelo desmatamento torna as áreas remanescentes mais vulneráveis a incêndios, criando um ciclo vicioso de degradação ambiental (Silva *et al.*, 2022).

Sendo uma ferramenta recente, ainda há a necessidade de sistematizar e avaliar sua aplicação científica, a fim de explorar suas capacidades e direcionar novas pesquisas voltadas à gestão sustentável dos recursos naturais no Brasil (Genuino *et al.*, 2023).

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Área de Estudo

O estudo foi realizado no município de Floresta, Pernambuco, conforme Figura 1, nas coordenadas geográficas 8°36'05.7"S 38°34'31.0"W, distante 433 km da Capital Pernambucana, Recife. O município é o ponto de partida do eixo Leste da transposição do Rio São Francisco. O clima é classificado como Bsw'h, segundo Koppen (1936), considerado quente ou semiárido, com temperatura média anual variando entre 24°C e 26,5°C e precipitação total anual de aproximadamente 616mm (Jacomine *et al.*, 1973; Embrapa, 2001; APAC, 2025).

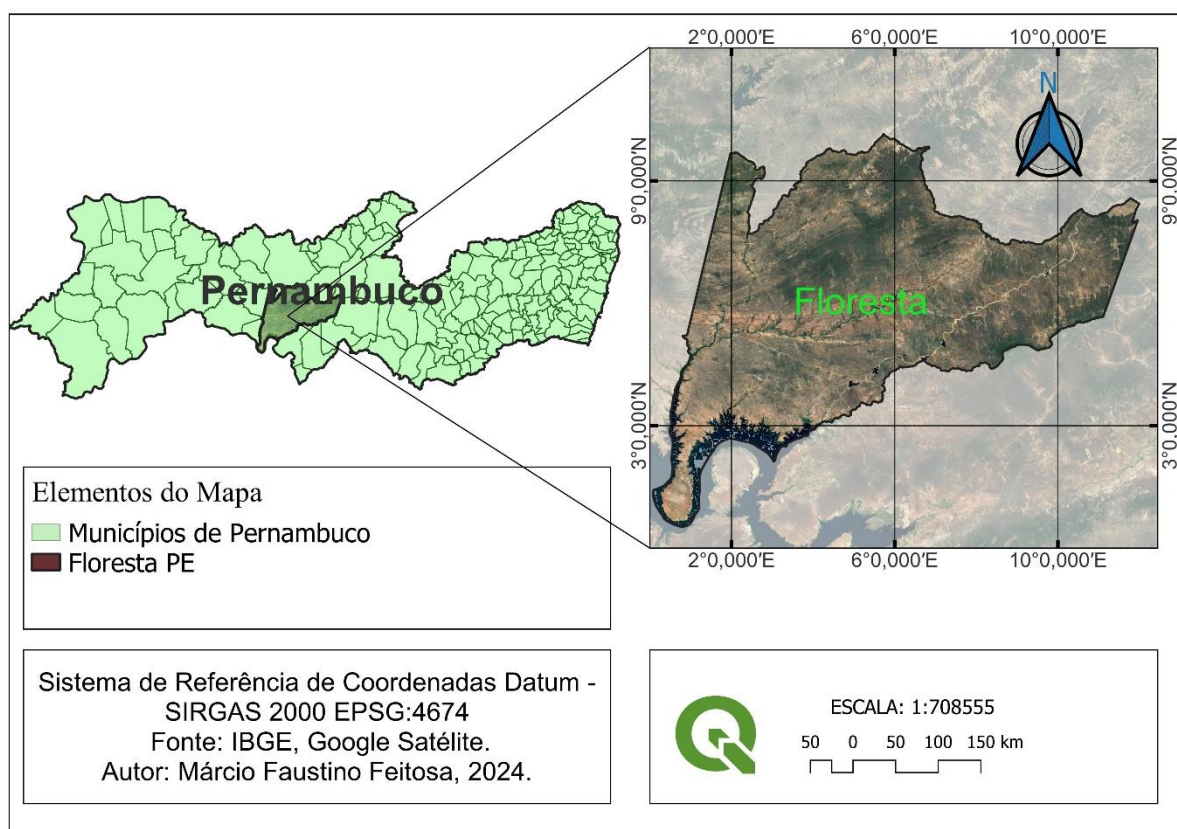


Figura 1. Mapa da área de estudo, município de Floresta, Pernambuco.
Fonte: Autor (2024).

A metodologia iniciou-se primeiramente com a construção de um script em JavaScript na plataforma web Google Earth Engine (GEE). Nessa plataforma, foi inserida a shapefile do limite do município de Floresta para trabalhar apenas com essa geometria. Após a criação da geometria, foi realizada a seleção de cenas dos satélites

Landsat 5, 7 e 8. No código, foi aplicado um filtro para nuvens inferior a 30%, necessário para garantir cenas limpas. Em seguida, obteve-se a imagem dentro da geometria, onde foram realizados os cálculos de temperatura de acordo com a metodologia explicada abaixo. Após esse processo, as cenas foram recortadas no GEE e exportadas para o Google Drive, de onde foram transferidas para o QGIS versão 3.22 'Białowieża' para aplicar simbologia e elaborar os layout dos mapas. Ainda no GEE, as tabelas foram exportadas em formato CSV para a realização das análises estatísticas no software R.

A metodologia aplicada nesse estudo pode ser compreendida nesse fluxograma exposto na Figura 2.

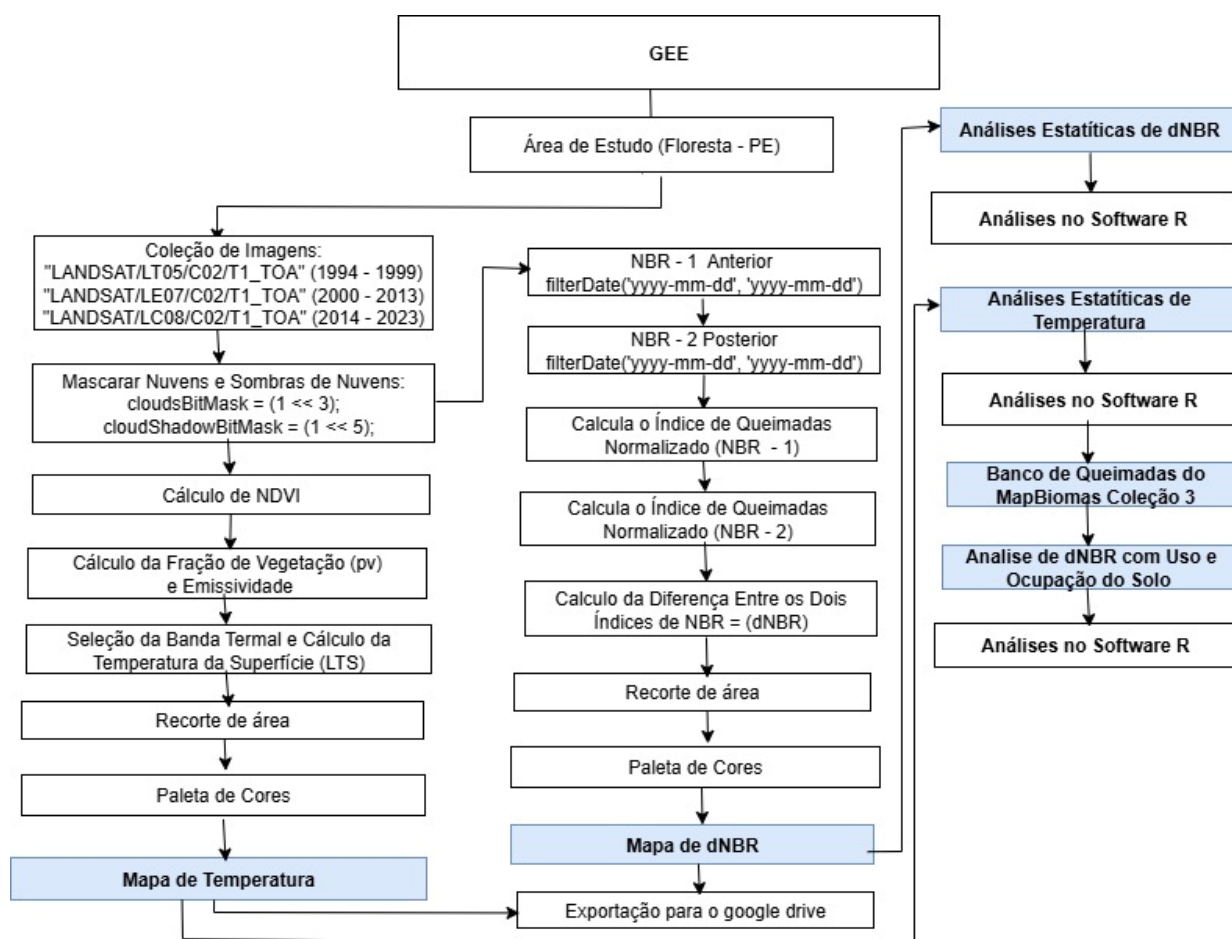


Figura 2. Fluxograma da metodologia.

Fonte: Autor (2025).

3.2 Computação em Nuvem

O Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma em nuvem que processará dados nos servidores do Google. Isso é especialmente útil para grandes conjuntos de dados como no Landsat 5, 7, 8 e dados do Mapbiomas, pois evita que a máquina local fique sobrecarregada com tarefas de processamento de dados pesados. Com o GEE foram calculadas as temperaturas de cada grupo de imagens landsat, assim como no dNBR, onde foram verificadas as áreas com cicatrizes de incêndios. Além disso, os dados de dNBR foram validados no GEE por meio do plugin ("projects/mapbiomas-public/assets/brazil/fire/collection3/mapbiomas_fire_collection3_annual_burned_scar_size_range_v1") de incêndios florestais por hectares disponível no site do MapBiomas.

Adicionalmente também se fez necessário o uso de dados do mesmo site para fazer o mapeamento de uso e cobertura da terra para analisar as mudanças da vegetação, agropecuária, urbanização ou solo exposto e corpos hídricos.

3.3 Conjunto de Dados

Para a criação da série temporal de cicatrizes de queimadas em áreas de Floresta, no período de 1994 a 2023, foram utilizadas imagens ortorretificadas e corrigidas para refletância de superfície, capturadas pelos satélites Landsat-5 (Sensor Thematic Mapper - TM), Landsat-7 (Sensor Enhanced Thematic Mapper Plus - ETM+), e Landsat-8 (Sensor Operational Land Imager - OLI). As bandas VERMELHA, NIR, SWIR-1 e SWIR-2 foram selecionadas para download e o processamento na plataforma Google Earth Engine. As coleções de imagens utilizadas incluem: Landsat-5 ("LANDSAT/LT05/C02/T1_TOA"), Landsat-7 ("LANDSAT/LE07/C02/T1_TOA") e Landsat-8 ("LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA").

Essas imagens foram processadas por meio de um script, para obter refletância de superfície e corrigidas geometricamente, incorporando uma máscara de cobertura de nuvens gerada pelo algoritmo Fmask, disponível na plataforma Google Earth Engine (Jardim *et al.*, 2022; Soares, 2022).

Adicionalmente, foram baixados dados de precipitação com a coleção de imagens CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data):

"UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY", a qual foi necessário para comparar os dados de precipitação com os resultados obtidos de temperatura e queimadas.

3.4 Mapeamento das Temperaturas

A temperatura da Superfície foi obtida e analisada por meio de imagens do satélite Landsat 5, 7 e 8. No Landsat-5, utilizou-se a banda 6 (B6), com resolução espacial de 120 m, referente ao período de 1994 a 1999. Para o Landsat-7 a banda 6-2 (B6-2 high gain), que apresenta maior precisão radiométrica, com resolução de 60 m, no período de 2000 a 2013. Já no Landsat-8, empregou-se a banda 10 (B10), com resolução espacial de 30 m, abrangendo o período de 2014 a 2023. Ambas as cenas foram coletadas a cada 16 dias. Para calcular a radiância espectral ($L\lambda$) foi utilizada a seguinte equação:

$$L\lambda = ML \times Q_{Cal} \times AL \quad (1)$$

Em que:

$L\lambda$ = é a radiância espectral do sensor de abertura em Watts ($m^2sr \mu m$);

ML = é o fator multiplicativo de redimensionamento da banda 10= $3.3420E-4$;

AL = é o fator de redimensionamento aditivo específico da banda 10= $0,1000$;

Q = é o valor quantizado calibrado pelo pixel DN= Imagem da banda 10.

Para obter o mapeamento das temperaturas da superfície convertida em graus Celsius ($^{\circ}C$), foi calculado pela equação de Weng *et al.*, (2004).

$$T = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L\lambda} + 1\right)} - 273,15 \quad (2)$$

Em que:

T = é a temperatura em Celsius ($^{\circ}C$);

K1 = é a constante de calibração 1= $1321,079$ (K);

K2 = é a constante de calibração 2 = $774,89$ (K);

$L\lambda$ = é a radiância espectral do sensor de abertura em watts ($m^2sr \mu m$).

3.5 Mapeamento do Risco de Incêndios

O mapeamento do Risco de incêndios foi obtido por meio do Índice de Queimada Normalizada (*NBR*), proposto por Koutsias e Karteris (1998), índice que utiliza as bandas 5 (Infravermelho próximo) e 7 (Infravermelho médio) do sensor OLI no satélite Landsat-8, pois ele define melhor as áreas queimadas e a vegetação saudável (Fernandes *et al.*, 2016). E em seguida o cálculo de *dNBR* pela equação abaixo.

$$NBR = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (3)$$

Em que:

NIR = Reflectância da banda do infravermelho próximo; e

SWIR = Reflectância da banda do infravermelho de ondas curtas.

O índice *dNBR* foi obtido a partir da diferença entre os valores do *NBR* pré-incêndio e pós-incêndio, considerando imagens de um ano anterior e um ano posterior ao evento. Essa abordagem permitiu identificar e delimitar as cicatrizes de incêndios ocorridos em cada ano no município, de acordo com fórmula abaixo.

$$dNBR = NBR \text{ antes incêndio} - NBR \text{ após incêndio} \quad (4)$$

As cenas do Landsat (LANDSAT/LC08/C02/T1_TOA) foram processadas no Google Earth Engine (GEE), exportadas para o Google Drive e posteriormente baixadas. Em seguida, foram inseridas no software QGIS 3.34 Prizeren, onde foi aplicada a composição simples em falsa cor. Após esse processamento, as imagens foram classificadas em quatro classes: Queimadas, Zona de Transição, Vegetação Saudável e Vegetação Densa.

A análise dos dados permitiu identificar áreas de risco de incêndios no município de Floresta, Pernambuco, evidenciadas por tons avermelhados, indicativos da degradação da vegetação pelo fogo. As imagens Landsat processadas em nível de Top of Atmosphere (TOA) já foram utilizadas em estudos anteriores, como em Pirajá *et al.* (2023), nos quais foi necessária a conversão dos valores espectrais das bandas de Digital Number (DN) para TOA. A partir dessas conversões, foram gerados

e analisados os índices NBR e dNBR no GEE.

A extração dos valores do índice dNBR foi realizada por meio de 599 pontos amostrais, gerados a partir das cenas raster previamente classificadas e armazenadas em formato shapefile. Cada shapefile, contendo coordenadas espaciais e uma variável categórica indicando a classe de dNBR, foi carregado no software R por meio da função `st_read` do pacote `sf`. Após a associação dos shapefiles com os respectivos rasters anuais (e.g., `dNBR_1994.tif`), os pontos foram convertidos em objetos do tipo `SpatVector` utilizando a função `vect` do pacote `terra`, seguida pela extração dos valores de dNBR com a função `terra::extract`.

Os dados obtidos (ano, classe e valor do dNBR) foram compilados em um data frame único para as análises estatísticas subsequentes. Inicialmente, tentou-se aplicar o teste de Scott-Knott; entretanto, durante sua execução, verificou-se um erro recorrente (“contrastes podem ser aplicados apenas a fatores com dois ou mais níveis”). Esse erro persistiu mesmo após a definição explícita dos contrastes, sugerindo possível incompatibilidade dos dados ou limitações na implementação do pacote `ScottKnottESD`. Como alternativa, aplicou-se o teste pós-hoc de Tukey HSD, amplamente utilizado e considerado robusto para comparações múltiplas.

A discriminação anual do índice dNBR para o município de Floresta, PE, é apresentada na Tabela 1, constituindo etapa essencial para a avaliação dos riscos de incêndios a partir de séries históricas de dados obtidos por satélites Landsat.

Tabela 1. Cálculo de dNBR por ano em Floresta, Pernambuco (1994 – 2023).

Calculo de dNBR					
Satélite	NBR1 (<i>Pré- fogo</i>)		NBR 2 (<i>Pós-fogo</i>)		dNBR
Landsat 5	1993	-	1994	=	1994
Landsat 5	1994	-	1995	=	1995
Landsat 5	1995	-	1996	=	1996
Landsat 5	1996	-	1997	=	1997
Landsat 5	1997	-	1998	=	1998
Landsat 5	1998	-	1999	=	1999
Landsat 5	1999	-	2000	=	2000
Landsat 7	2000	-	2001	=	2001
Landsat 7	2001	-	2002	=	2002
Landsat 7	2002	-	2003	=	2003
Landsat 7	2003	-	2004	=	2004
Landsat 7	2004	-	2005	=	2005
Landsat 7	2005	-	2006	=	2006
Landsat 7	2006	-	2007	=	2007
Landsat 7	2007	-	2008	=	2008
Landsat 7	2008	-	2009	=	2009
Landsat 7	2009	-	2010	=	2010
Landsat 7	2010	-	2011	=	2011
Landsat 7	2011	-	2012	=	2012
Landsat 7	2012	-	2013	=	2013
Landsat 7	2013	-	2014	=	2014
Landsat 8	2014	-	2015	=	2015
Landsat 8	2015	-	2016	=	2016
Landsat 8	2016	-	2017	=	2017
Landsat 8	2017	-	2018	=	2018
Landsat 8	2018	-	2019	=	2019
Landsat 8	2019	-	2020	=	2020
Landsat 8	2020	-	2021	=	2021
Landsat 8	2021	-	2022	=	2022
Landsat 8	2022	-	2023	=	2023

Fonte: Autor (2024)

Por fim, os dados foram validados por meio da plataforma MapBiomas, Coleção 3. A partir das cenas Landsat, foram extraídos mosaicos de áreas com cicatrizes de incêndio no Google Earth Engine, utilizando um algoritmo de Deep Learning (DNN – Deep Neural Network) com as bandas espectrais RED, NIR, SWIR1 e SWIR2. Os dados obtidos foram comparados com as informações do MapBiomas referentes às cicatrizes de incêndios e às classes de uso e ocupação do solo, possibilitando a análise da relação entre o risco de incêndios e as diferentes formas de uso da terra.

O mapeamento das cicatrizes de incêndios da Coleção 3 do MapBiomas, criado

em 1985 e atualizado até 2023, baseia-se em composições de imagens Landsat com resolução espacial de 30 metros. Esse processo foi desenvolvido de forma colaborativa pelas instituições do MapBiomass, com uso de algoritmos de aprendizagem profunda na plataforma GEE e no Google Cloud Platform, complementado por servidores locais.

Segundo Alencar *et al.* (2024), o processamento e a classificação das áreas queimadas no Brasil ocorreram em seis etapas principais: (i) divisão dos biomas em regiões para aumentar a precisão; (ii) construção de mosaicos anuais a partir de cenas Landsat, selecionando-se a cada 16 dias o pixel com menor valor de NBR; (iii) coleta de amostras espectrais de áreas queimadas e não queimadas para treinamento do modelo; (iv) aplicação de modelo de Deep Learning (DNN) utilizando as bandas RED, NIR, SWIR1 e SWIR2; (v) aplicação de máscaras; e (vi) filtros espaciais para reduzir ruídos e refinar os resultados.

Com base nessa metodologia, a validação dos dados de cicatrizes de incêndios indicou que, na série temporal analisada, o ano de 2019 apresentou a maior extensão de áreas queimadas no município de estudo.

3.6 Análises Estatísticas

Foram calculadas as médias, desvio padrão, coeficiente de variação e ANOVA das temperaturas e riscos de incêndios anuais, para analisar a tendência e sazonalidade dos dados obtidos durante esses 30 anos.

Os dados de temperaturas e riscos de incêndios foram desenvolvidos conforme as fórmulas abaixo.

Média Aritmética

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^N Y_i}{N} \quad (5)$$

Em que:

$\bar{Y}$ = média aritmética da variável estudada

Y_i = valor da variável Y na observação i

N = número de observações.

Desvio Padrão

$$S_i = \sqrt{S^2} \quad (6)$$

Em que S^2 é variância

Coeficiente de Variação

$$CV = \frac{S}{\bar{Y}} \times 100\% \quad (7)$$

Em que:

CV = Coeficiente de variação;

S = Desvio padrão;

$\bar{Y}$ = É a média.

Foi analisado por meio do software *R Studio* versão 4.4.2 o quadro da ANOVA, onde esses dados mostraram o resíduo, tratamentos e Ftabelado. Além disso foi inserido o modelo de Regressão Polinomial Local e o teste de tendência de Mann-Kendall.

3.7 Modelo de Regressão Polinomial Local (LOESS)

O método LOESS (Locally Weighted Regression) foi aplicado aos dados de temperaturas anuais (médias, máximas e mínimas). Este modelo não paramétrico foi utilizado para criar uma curva de suavização flexível, capaz de capturar tendências e variações locais na série temporal sem impor uma relação linear estrita.

O ajuste do modelo foi realizado no software *R Studio*, utilizando a regressão localmente ponderada aplicada a pontos de dados vizinhos, em que cada observação recebe um peso proporcional à sua distância em relação ao ponto central. Com o objetivo de obter um ajuste mais preciso e uma representação contínua das variações temporais, o parâmetro de suavização (span) foi ajustado para 0,55, em comparação ao valor padrão de 0,75.

Esse parâmetro define o grau de suavização da curva, de modo que valores menores aumentam a sensibilidade às variações locais, enquanto valores maiores produzem uma tendência mais suavizada e generalizada.

A implementação do modelo foi realizada no *R Studio* por meio da função `geom_smooth (method = "loess")` do pacote *ggplot2*, utilizando os valores anuais de temperatura da superfície, extraídos das imagens raster no formato .tif.

O modelo pode ser representado pela seguinte forma geral:

$$Y_i = g(x_i) + \varepsilon_i \quad (8)$$

Em que:

Y_i = é a variável dependente;

x_i = é a variável independente;

$g(x_i)$ = é a função suavizada estimada;

ε_i = é o erro aleatório, assumido com média zero e variância constante.

O estimador local é obtido minimizando a soma ponderada dos quadrados, conforme fórmula abaixo:

$$\min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^n K_h(x_i - x_0) [y_i - \alpha - \beta(x_i - x_0)]^2 \quad (9)$$

Em que:

$K_h(x_i - x_0)$ = é a função núcleo (kernel) que atribui pesos às observações próximas de x_0 ;

h = é o parâmetro de suavização (bandwidth), que controla o tamanho da vizinhança utilizada no ajuste.

A função núcleo (kernel) define os pesos das observações próximas de x_0 . O kernel tricúbico é frequentemente utilizado de acordo com a fórmula:

$$K(u) = (1 - |u|^3)^3, \text{ para } |u| < 1; K(u) = 0 \quad (10)$$

A regressão polinomial local de ordem d é expressa como:

$$\min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^n K_h(x_i - x_0) [y_i - \alpha - \sum_{j=1}^d \beta_j (x_i - x_0)^j]^2 \quad (11)$$

O grau do polinômio (d) determina a curvatura do ajuste normalmente entre 1 (linear) e 3 (cúbico). O parâmetro de suavização (h) controla a largura da vizinhança: valores pequenos aumentam a variância (detalhes locais) e valores grandes aumentam o viés (suavização excessiva).

3.8 Teste de Tendência de Mann-Kendall

O teste não paramétrico de Mann-Kendall, desenvolvido por Mann (1945) e Kendall (1975), foi proposto para identificar tendências em séries temporais de variáveis climáticas, como a precipitação. Esse método é indicado para séries longas de dados, pois não exige que os valores sigam uma distribuição estatística específica, permitindo uma análise robusta de tendências sem pressupor normalidade

Para avaliar a existência de uma tendência monotônica significativa nos dados de temperatura máxima média anual, foi aplicado o Teste de Mann-Kendall. Este é um teste não paramétrico amplamente utilizado em estudos climatológicos e hidrológicos para determinar se uma série temporal apresenta aumento ou diminuição consistente ao longo do tempo (Akhundzadah, 2024).

O teste gera o coeficiente τ (tau) e o valor-p, permitindo verificar se a variação observada é estatisticamente significativa, rejeitando a hipótese nula (ausência de tendência) quando o valor-p é inferior a 0,05. Segundo Cabral e Lucena (2020), a equação que define a estatística do teste é expressa da seguinte forma:

$$S = \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{i-1} Sinal(x_j - x_i) \quad (12)$$

Em que:

S = Soma das comparações entre os pares de observações $(x_j - x_i)$;

x_j = V valor inicial após x_j ;

n = Número de dados da série temporal.

Para cada par de dados são definidos os seguintes valores:

$$Sinal = \begin{cases} +1 & \text{se } (x_j - x_i) > 0 \\ 0 & \text{se } (x_j - x_i) = 0 \\ -1 & \text{se } (x_j - x_i) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

Quando o número de observações (n) é suficientemente grande, a distribuição da estatística S aproxima-se de uma distribuição normal, caracterizada por média igual a zero e variância definida pela seguinte expressão:

$$VAR = \frac{1}{18} [n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^q t_p(t_p-1)(2t_p+5)] \quad (14)$$

Em que =

t_p = Número de dados com valores semelhantes em determinado grupo;

q = Número de grupos contendo valores semelhantes na série de dados em um grupo

p =. A estatística do teste de Mann-Kendall é baseada no valor da variável ZMK, calculado conforme equação abaixo:

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{VAR(S)}}, & se S > 0 \\ 0, & se S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{VAR(S)}}, & se S < 0 \end{cases} \quad (15)$$

Por meio de um teste bilateral, adotando-se um nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$), a hipótese nula de ausência de tendência é rejeitada sempre que o valor de p for menor que α .

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Análises de Temperaturas

Foram realizadas as análises das temperaturas médias anuais compreendidas entre os anos de 1994 a 2023. As cenas foram obtidas pelo GEE, por meio algoritmos de JavaScript. Os dados de 1994 a 1999 foram utilizadas cenas do satélite Landsat-5, as cenas de 2000 a 2013 com landsat-7 e por fim as cenas de 2014 a 2023 com Landsat-8. Ambas as cenas são do topo da atmosfera (TOA).

De acordo com o trabalho de Weng (2009), os efeitos atmosféricos – tais como a absorção, a emissão da irradiação refletida pela superfície – devem ser corrigidos antes que se obtenham as temperaturas de brilho da superfície terrestre. Além disso, essas temperaturas foram ajustadas com valores de emissividade espectral antes do cálculo da TST, para levar em conta as características da superfície, a quantidade e a natureza da cobertura vegetal, bem como as propriedades térmicas e o teor de umidade do solo.

Assim como Weng (2009), Li liang *et al.*, (2012), explica a importância da

temperatura da superfície terrestre utilizando diversos métodos, entre eles tem-se o método baseado em NDVI, este método assume que a superfície é composta apenas de solo e vegetação e a emissividade do solo descoberto pode ser representada linearmente pela refletividade da superfície; e a emissividade que muda linearmente com relação à fração de vegetação em um pixel. Ainda de acordo com Li liang *et al.*, (2012) é importante validar os dados.

A temperatura da superfície é essencial na modelagem climática, especialmente em padrões sazonais. No trabalho de Tavares *et al.*, (2025), usa modelos para representar a variabilidade espacial e sazonal da temperatura, por exemplo o ETA- Modelo Climático Regional, mostrando um forte relacionamento com a topografia e gradientes latitudinais.

Usando os pressupostos de Tavares *et al.*, (2025), podemos levar a hipótese que as temperaturas mais baixas são as de relevos elevados, e as de temperaturas mais altas são as de predominância de relevo mais baixo. Assim, no trabalho foram calculadas as médias anuais de temperaturas, representadas na (Figura 3), que variam de tons azuis ao vermelho, tons azuis indica temperatura amenas, ou seja, abaixo de 28,7°C e vermelho indicam temperaturas elevadas, acima de 31,8°C.

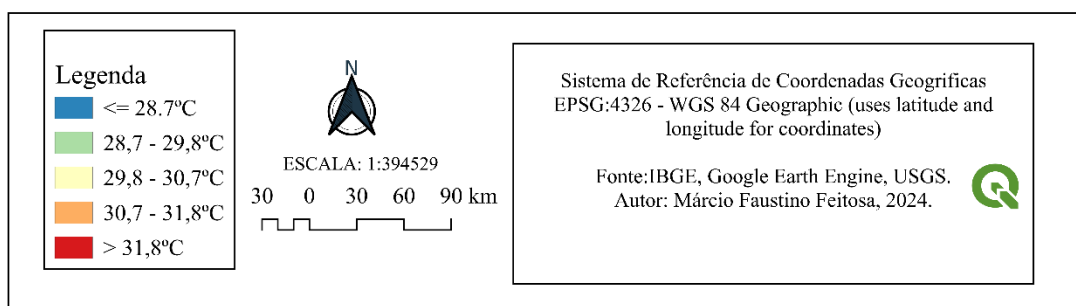
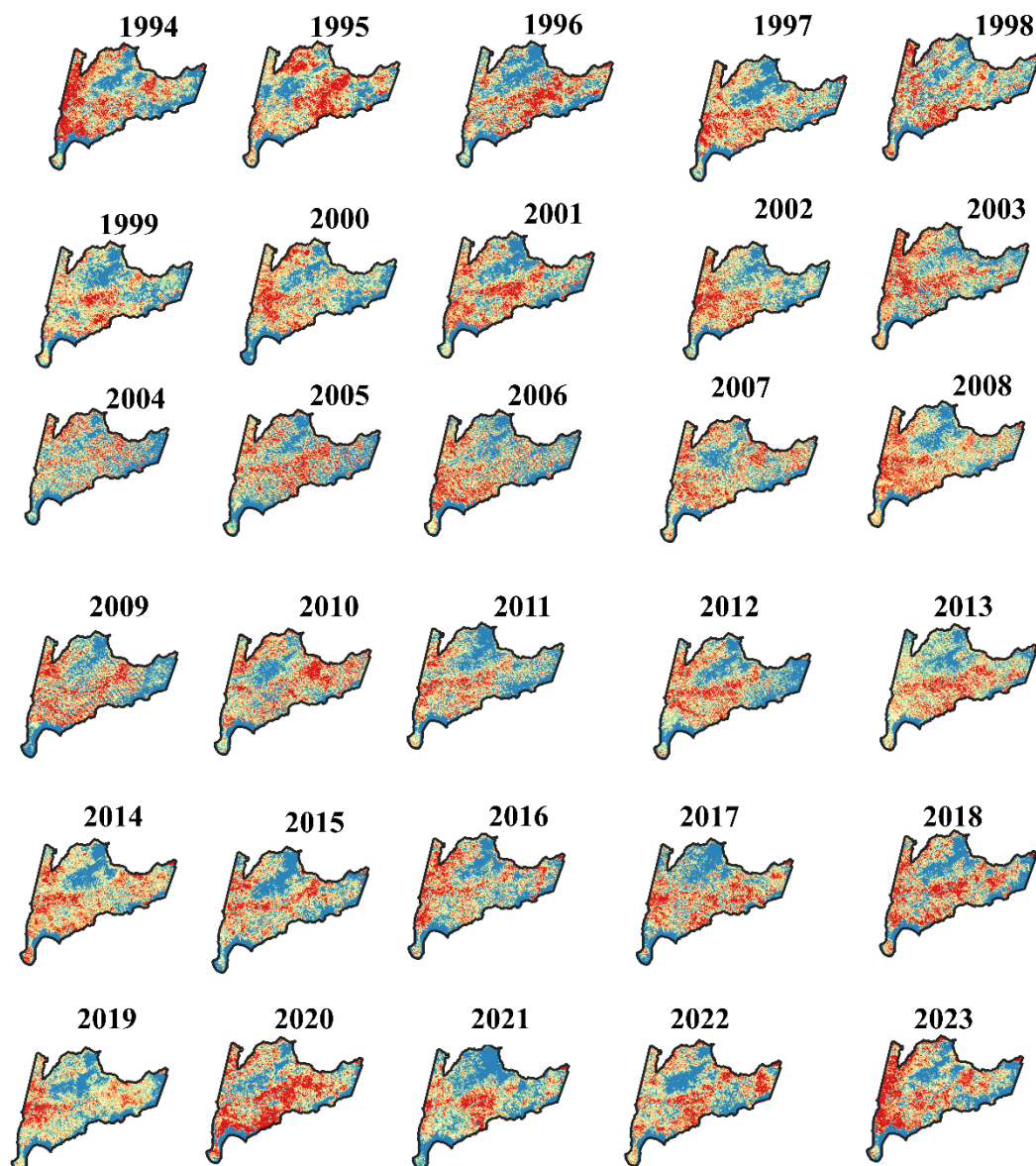


Figura 3. Temperatura da Superfície Terrestre (1994- 2023). Tons vermelhos indicam temperaturas superiores, enquanto tons verde e azul indicam temperaturas amenas, abaixo de 29°C a 28°C .
Fonte: Autor (2025)

De acordo com as médias anuais calculadas, os anos com menores médias de temperaturas foram registrados de 1994 a 1996, 1999 e 2022 com médias

aproximadas de 26 e 27°C. Além do relevo essas temperaturas, podem está associada a áreas com maior densidade de vegetação que contribui para a redução da temperatura da superfície e do ar por meio do sombreamento e da evapotranspiração (Shiflett *et al.* 2017; Anderson e Gough, 2022).

Regiões com cobertura vegetal densa diminuem a quantidade de radiação solar que atinge o solo abaixo da copa, pois parte da radiação é absorvida pelas folhas e utilizada no processo de fotossíntese e outra parte é refletida de volta para a atmosfera. Como resultado, o sombreamento reduz a temperatura da superfície, e superfícies mais frias, ajudam a minimizar o calor transferido para a atmosfera (Santos, 2023). Com base nisso, foram extraídas as médias de temperatura e ajustadas de acordo com seus respectivos anos, conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2. Média das temperaturas anuais, compreendidas entre 1994 a 2023

Médias Temperaturas Anuais (1994 - 2023)					
Anos	Médias (°C)	Anos	Médias (°C)	Anos	Médias (°C)
1994	27	2004	32	2014	29
1995	26	2005	31	2015	33
1996	26	2006	31	2016	30
1997	29	2007	31	2017	30
1998	30	2008	29	2018	31
1999	27	2009	31	2019	31
2000	29	2010	28	2020	28
2001	30	2011	30	2021	29
2002	30	2012	32	2022	27
2003	30	2013	31	2023	32

Fonte: Autor (2025)

Com esses dados da Tabela 2, foi obtido o gráfico de temperatura seguindo a ordem cronológica dos anos. De acordo com a Figura 4, é evidente que os anos de 2004, 2012 2015 e 2023 apresentaram os maiores níveis de temperatura analisados nas cenas de Landsat anuais. Por outro lado, os demais anos registraram as menores temperaturas, possivelmente em função de alto relevo ou vegetação saudável, conforme o trabalho de (Santos, 2023).

Ao analisar as médias das temperaturas conforme Figura 4, as maiores médias foram obtidas em 1998, 2004, 2015 e 2023 e os anos com menores médias foram de 1994 a 1996, 1999 e 2022, dados em acordo com a tabela-3 das médias anuais.

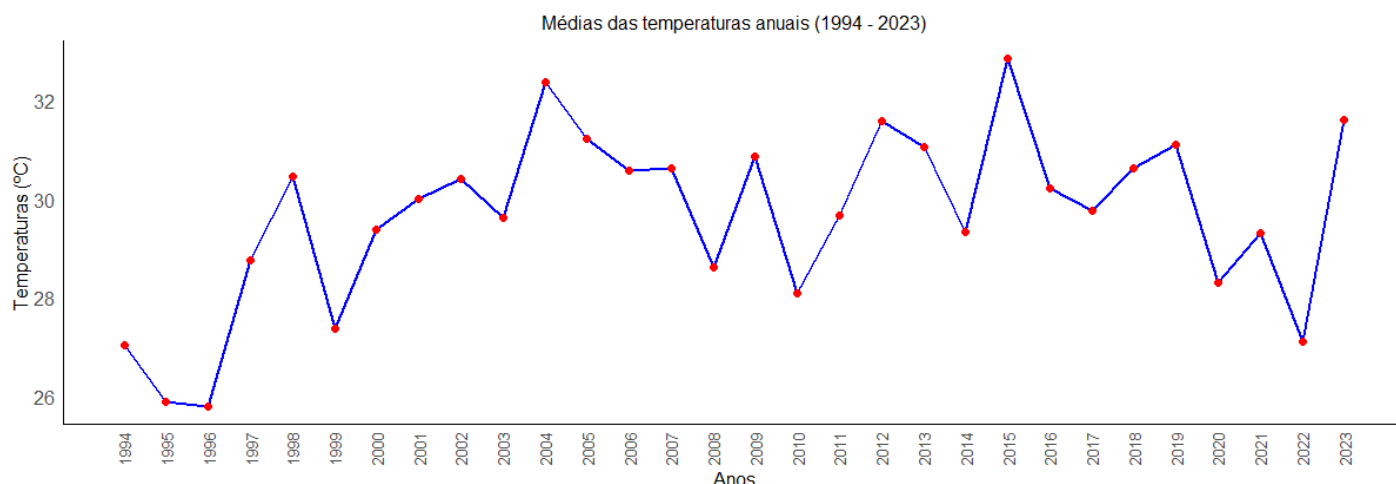


Figura 4. Gráfico da temperatura média anual em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Linha azul representa a variação da temperatura ao longo dos anos, enquanto os pontos vermelhos indicam a temperatura média anual correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025).

Ao observar as temperaturas, nota-se em que nas mínimas há pouca variabilidade nos períodos de 2009 a 2013 e de 2020 a 2023, enquanto as temperaturas máximas apresentam tendência em ascensão, principalmente no período de 2014 a 2023, conforme Figura 5.

Os anos com as maiores máximas são compreendidos em 1996 com temperatura aproximada de 42°C, 2004 com 41°C. Enquanto as menores mínimas foram obtidas em 2003, 2005 e 2017 com temperaturas aproximadas aos 18°C.

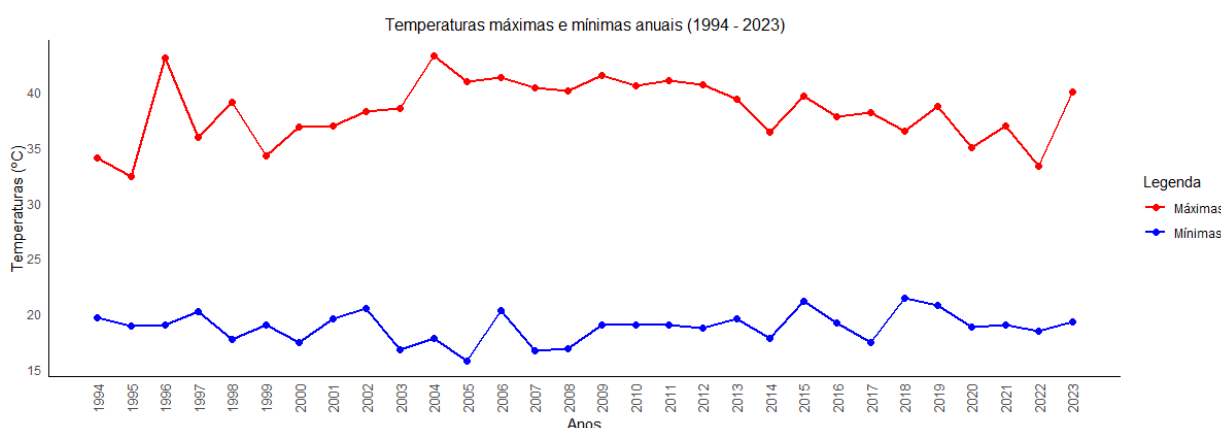


Figura 5. Gráfico das temperaturas máximas e mínimas anuais em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Obtido no software R. Linha azul representa as mínimas, enquanto a linha vermelha indica as máximas anuais correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025).

Na análise da regressão foi obtido $R^2 = 0$, ou seja, os anos de temperatura máxima não tiveram muita variação, sem uma tendência clara de aumento ou

diminuição ao longo do tempo. E a regressão linear de $y=0,012x+14,1$ indica variação quase insignificante por ser muito baixa, e intercepto 14,1, representando a temperatura.

A análise da regressão para a temperatura mínima apresentado na Figura 6, indica que o tempo cronológico não apresenta uma correlação significativa com a temperatura mínima ao longo da série estudada. Esse fato é evidenciado pelo valor de $R^2 = 0,02$, demonstrando uma associação muito fraca entre as duas variáveis. Nesse caso, é possível que se trate de um tipo de correlação não linear como o modelo não paramétrico LOESS (Locally Weighted Regression), conforme Figura 6.

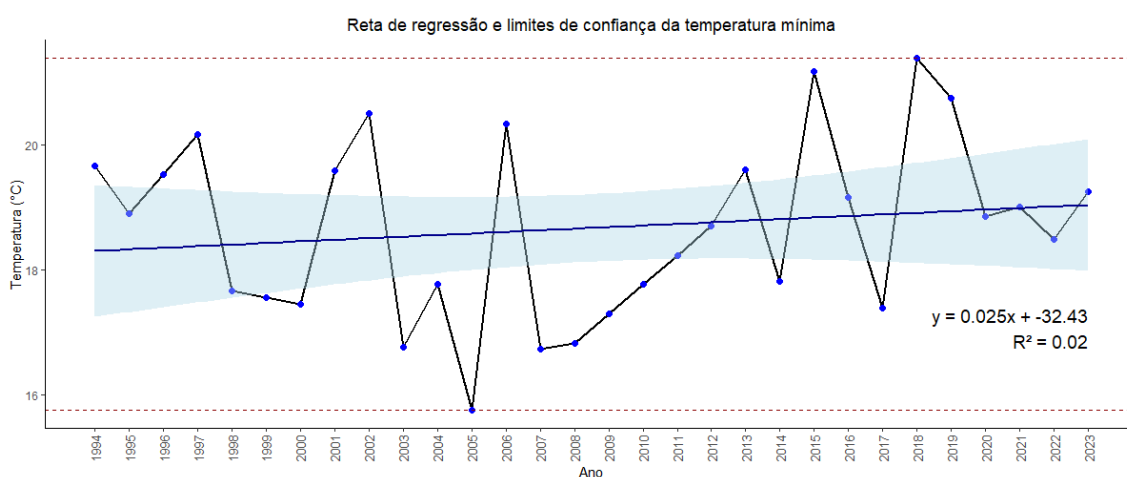


Figura 6. Gráfico da reta de regressão e limites de confiança da temperatura mínima anual em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Linha azul representa a variação da temperatura ao longo dos anos, enquanto os pontos vermelhos indicam a temperatura média anual correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025).

Para os dados das temperaturas anuais no período de 1994 a 2023, a curva linear apresentou um coeficiente de determinação de $R^2 = 0,11$ e a equação da regressão linear foi $Y = -0,193X + 41,63$, cujo gráfico é apresentado na Figura 7.

No entanto, o gráfico evidencia que, à medida que a temperatura mínima aumenta, a temperatura máxima tende a diminuir, apresentando uma inclinação pequena e uma correlação inferior. Além disso, o valor de $R^2 = 0,11$ indica que apenas 11% da variação das médias máximas anuais pode ser explicada pela temperatura mínima. Portanto, foi adotado um modelo não paramétrico (LOESS) para validar os dados das temperaturas estudadas na dinâmica climática. De acordo com o trabalho de Wanishsakpong e Notodiputro, (2017) obtiveram $R^2 = 95,92\%$ significativo e mesmo assim foi empregado o modelo LOESS, obtendo um ajuste melhor nessa técnica de suavização, esse modelo detecta tendências de temperaturas máximas.

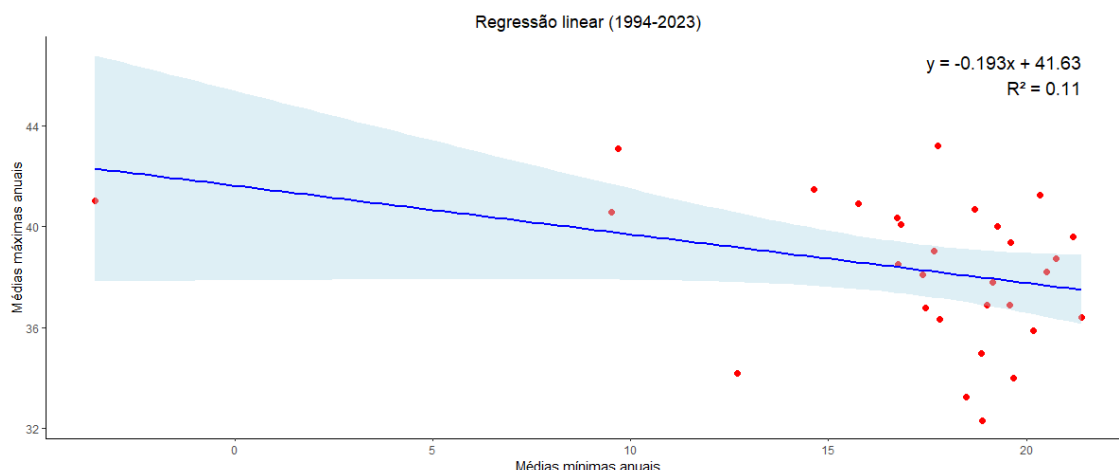


Figura 7. Gráfico da reta de regressão linear máximas e mínimas em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Linha azul representa a variação da temperatura ao longo dos anos, enquanto os pontos vermelhos indicam a temperatura média anual correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025)

O modelo não paramétrico LOESS foi calculado no software *R Studio*. Esse modelo, amplamente utilizado em estudos climáticos, tem demonstrado eficiência na análise de temperaturas, pois se ajusta de forma flexível aos dados, capturando variações locais sem impor uma relação estritamente linear. O LOESS é baseado em uma função polinomial de baixa ordem (Figura 8), permitindo um ajuste suave e adaptativo aos padrões observados (Lemos, 2014; Batista, 2017).

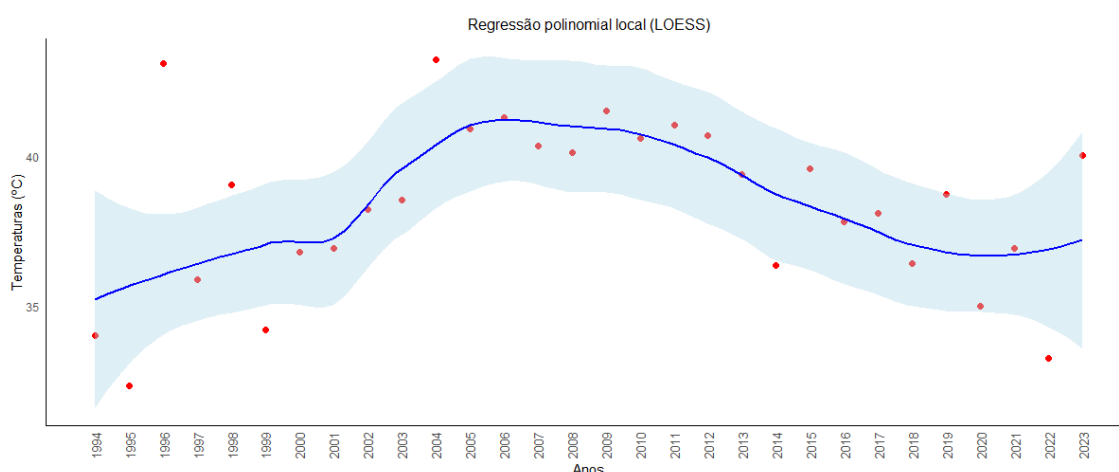


Figura 8. Gráfico de regressão polinomial local em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Linha azul representa a variação da temperatura ao longo dos anos, enquanto os pontos vermelhos indicam a temperatura média anual correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025).

De acordo com o trabalho de Lemos (2014), o padrão de LOESS é definido pelo *span* igual a 0,75 onde podemos comparar com *span* otimizado, em que o autor

adota *span* otimizado igual 0,54. Na Figura 9 (A e B) foi comparado o modelo padrão com o otimizado em que foi adotado 0,55. No modelo padrão nota-se que a curva ficou muito suavizada, enquanto o otimizado ficou como por exemplo uma curva contínua, deixando assim os valores de temperaturas mais evidentes.

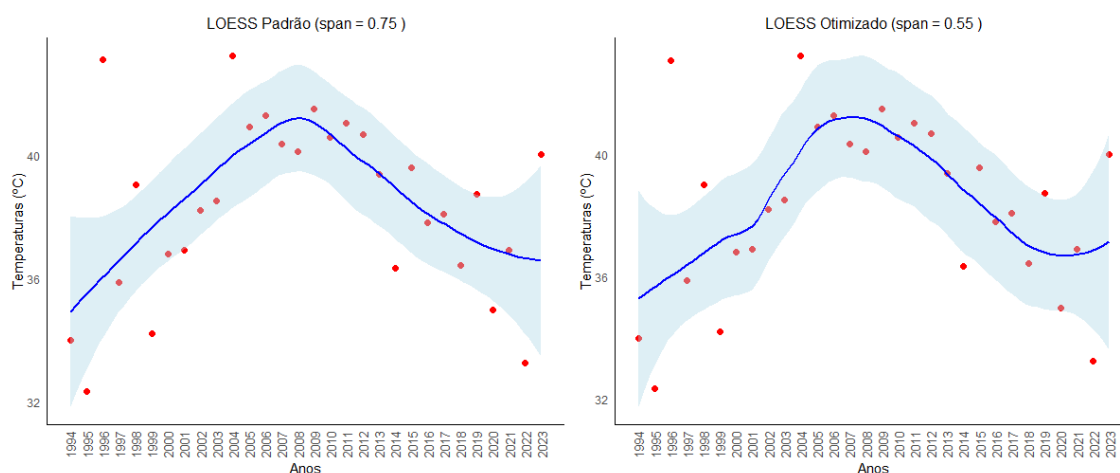


Figura 9. Gráfico de regressão polinomial local em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Linha azul representa a variação da temperatura ao longo dos anos, enquanto os pontos vermelhos indicam a temperatura média anual correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025).

Foram calculadas as estatísticas descritivas, onde foi obtido a média de temperatura 29,7°C, variância 3,3, desvio padrão 1,8 e coeficiente de variação (CV%) 6,15. A temperatura média anual durante o período de 30 anos foi de aproximadamente 29,7°C indica que, em geral, a região apresenta um clima quente, característico de regiões tropicais e semiáridas.

A variância mede o grau de dispersão das temperaturas em relação à média, com variância 3,3 indica que as temperaturas não foram estáveis, mas não apresentaram variações muito elevadas. Um desvio padrão de 1,8 significa que, em geral, as temperaturas anuais variaram cerca de 1,83°C para cima ou para baixo da média de 29,7°C esse valor indica variação moderada, que a temperatura se manteve relativamente estável ao longo das décadas, sem grandes extremos. Um CV de 6,15% é considerado baixo a moderado, indicando que as temperaturas ao longo dos anos não oscilaram de forma muito intensa, um CV muito alto (>30%) indicaria instabilidade climática, mas um CV de 6,15% indica um padrão climático relativamente estável.

Os dados de 2022 não foram encontrados no banco histórico, mas foram localizados na “Tabela de Dados das Estações”. Diante dessa dificuldade, foram

obtidos apenas os dados do segundo semestre deste ano, e, mesmo assim, alguns valores estavam faltando. Em seguida, foram extraídas as médias anuais de cada período. Foi possível comparar as duas médias – as dos dados de Landsat e as do INMET (Figura 10). As médias de temperatura obtidas pelo INMET apresentam um comportamento contínuo, enquanto as do Landsat evidenciam uma descontinuidade devido que a estação que coletou os dados do INMET (código A351), coletou apenas de um ponto específico. Mesmo assim, a amplitude é baixa e, em relação ao INMET, os dados de temperatura das cenas de Landsat são obtidos a cada 16 dias, enquanto o INMET coleta dados diariamente, garantindo, assim, maior exatidão.

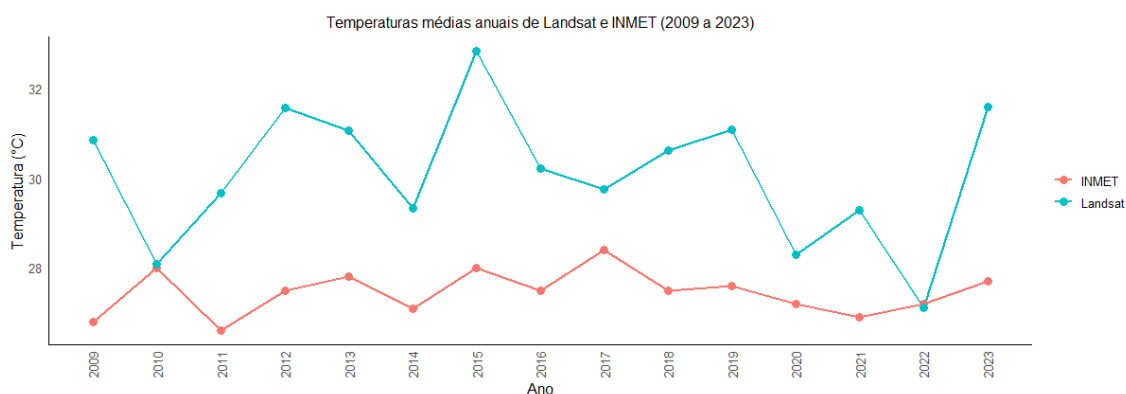


Figura 10. Gráfico de regressão polinomial local em Floresta, Pernambuco (1994-2023), obtida a partir de imagens dos satélites Landsat 5, 7 e 8. Linha azul representa a variação da temperatura ao longo dos anos, enquanto os pontos vermelhos indicam a temperatura média anual correspondente a cada ano.

Fonte: Autor (2025)

A análise estatística dos dados de temperatura média anual do INMET indica uma estabilidade ao longo do período estudado, com valores médios variando de aproximadamente 27,20°C a 28,53°C e uma média geral de 27,87°C. Analisando valores mínimos e máximo foi encontrado uma pequena variação de 1,33°C que resulta em numa variação muito pequena. O resultado descritivo revela que a maioria dos valores se concentra em uma faixa estreita, demonstrando pouca variação inter anual. O teste de tendência de Mann-Kendall resultou em um coeficiente tau de -0,124 com um p-valor de 0,55, o que indica a ausência de uma tendência monotônica significativa ou seja, não há evidência estatística de um aumento ou diminuição consistente nas temperaturas máximas médias ao longo dos anos.

Segundo o trabalho de Souza Junior *et al.*, 2024, as elevadas temperaturas estão associadas a secas de determinadas regiões, assim como, baixa precipitação e à influência do El Niño. Ainda de acordo de com esse trabalho, a seca observada na

primavera austral decorreu, em parte, do início de um forte El Niño, que alterou os padrões de circulação atmosférica e reduziu a ocorrência de chuvas.

Ainda em acordo com Souza Junior *et al.*, 2024, o aquecimento anômalo dos oceanos Atlântico Norte, Índico e Pacífico Norte intensificou essa situação, o que pode ter elevado a variação da temperatura em até 1,3 °C durante a dinâmica estudada no município de Floresta, o que acelera a evaporação e agrava a perda de água da superfície.

Mesmo com certa discrepância nos dados, os registros de satélite do Landsat se mostraram eficientes para o município de Floresta. As temperaturas apresentaram um comportamento razoável nessa dinâmica, embora algumas cenas tenham exibido valores extremos. Recomenda-se a realização de estudos mais aprofundados e a elaboração de planos de manejo, com o objetivo de conservar a vegetação e melhorar as condições climáticas do município, embora o clima com temperaturas elevadas seja uma das principais características do semiárido brasileiro.

Os dados de temperatura analisados ao longo de 30 anos revelam uma oscilação relativamente moderada nas médias anuais, com tendência de elevação mais clara a partir de 2014. Essa estabilidade relativa, com coeficiente de variação de apenas 6,15%, indica que o clima da região de estudo, embora quente, manteve padrões médios dentro do esperado para um bioma semiárido. No entanto, a ocorrência de anos com máximas superiores a 41°C, como 1996 e 2004, indicam episódios pontuais de aquecimento mais extremo que podem estar associados a fenômenos climáticos como o El Niño e ao aumento da pressão antrópica sobre a vegetação.

A comparação entre as temperaturas extraídas de imagens Landsat e as obtidas pela estação do INMET demonstra boa coerência, apesar da diferença entre as resoluções temporal e espacial dos sensores. Enquanto os dados Landsat fornecem uma visão mais detalhada da superfície, os dados do INMET refletem melhor a variabilidade diária do ar. A baixa variação anual nas mínimas (com $R^2 = 0,02$) reforça a ideia de que os fatores geográficos locais — como relevo, albedo do solo e cobertura vegetal têm papel preponderante na manutenção do microclima local.

É importante destacar a correlação negativa, ainda que fraca, entre as temperaturas mínimas e máximas, evidenciada no modelo de regressão linear. Isso pode ser reflexo de dinâmicas locais de evapotranspiração e mudanças na cobertura do solo. Trabalhos como os de Tavares *et al.* (2025) e Santos (2023) indicaram que

áreas com maior densidade de vegetação tendem a apresentar menor amplitude térmica devido ao sombreamento e à maior umidade relativa do solo.

4.2 Análises de Riscos de Incêndios

Os anos de 1994 a 1997, 2000, 2001, 2003, 2008, 2009, 2010, 2011, 2020, 2021 e 2022 apresentaram maior incidência de áreas com risco de incêndios (Figura 11). Os resultados também indicaram uma pequena variação significativa nos riscos de incêndios entre os anos de 1995 a 1997 e 2008, especialmente nas regiões norte e nordeste do município. Em contrapartida, os anos de 1998, 2004, 2005 e de 2012 a 2017 registraram menores concentrações de áreas sob risco de queimadas.

A recorrência de focos de incêndios em determinadas áreas do município de Floresta ao longo dos anos evidencia existência de regiões particularmente suscetíveis a esses eventos. Esse padrão pode estar associado a fatores humanos, especialmente à expansão da agropecuária, que frequentemente utiliza queimadas para a limpeza de terrenos e formação de pastagens (Silva *et al.*, 2008).

Diante desse contexto, diversos estudos empregaram metodologias que utilizam índices espectrais como o NBR e o dNBR, dados de focos de calor disponibilizados pelo INPE e imagens provenientes dos satélites Landsat, MODIS e Sentinel (Júnior e Pacheco, 2021; Silva, Juvanhil e Miranda, 2023). Além disso, muitas dessas pesquisas fazem uso de técnicas estatísticas para a quantificação das áreas queimadas, recorrendo a métricas como o Índice Kappa e ao teste de agrupamento de Scott-Knott (Belo, Freitas e Vieira, 2023).

Foi realizada uma análise temporal do índice dNBR no período de 1994 a 2023, conforme apresentado na Figura 11, de acordo com as quatro classes estabelecidas: Queimadas, Zona de Transição, Vegetação Saudável e Vegetação Densa.

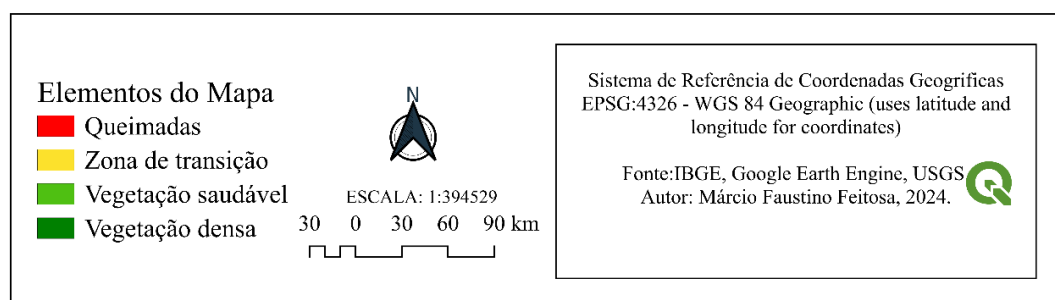
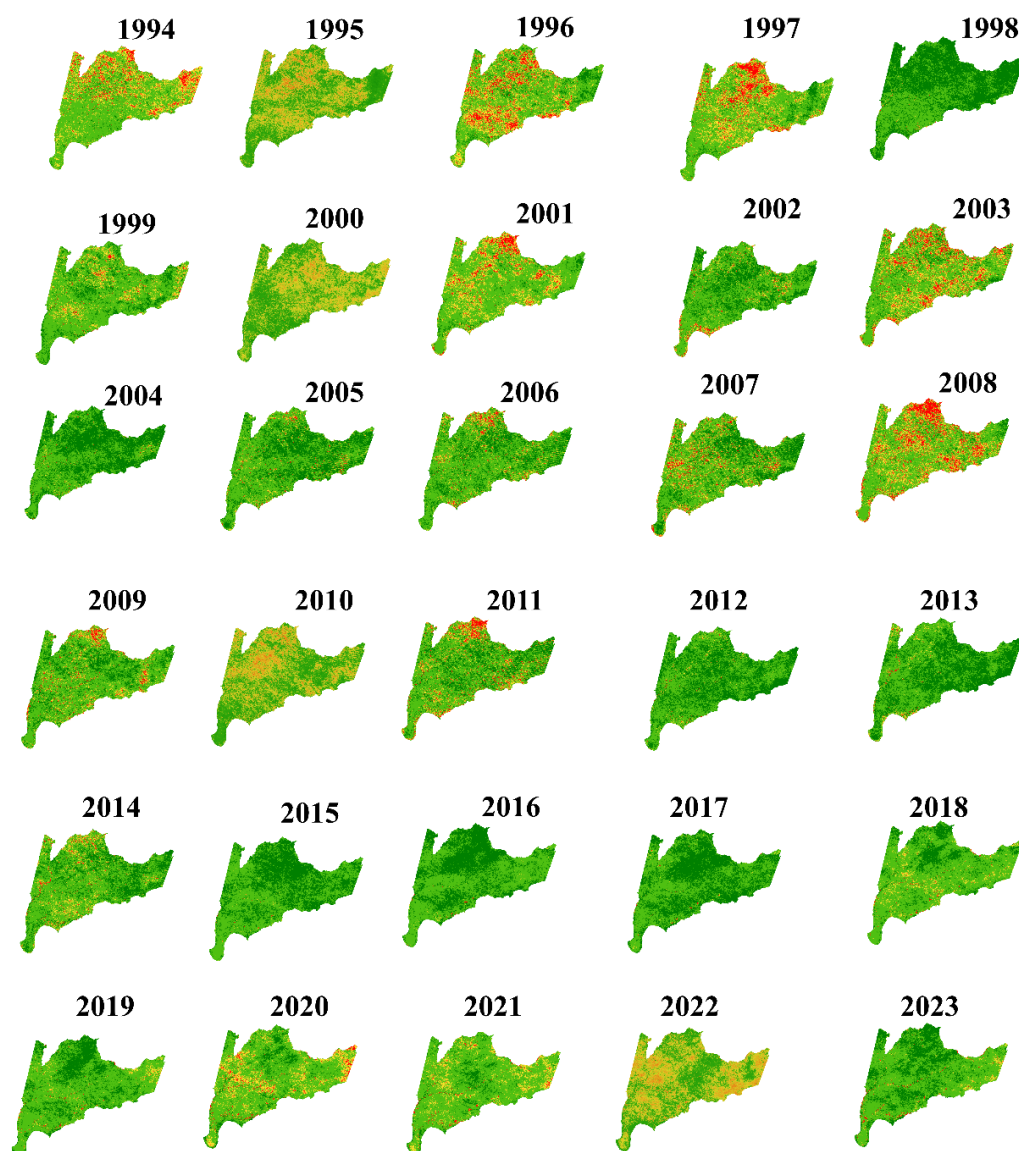


Figura 11. Índice da diferença de Queima Normalizada (1994-2023)
Fonte: Autor (2025).

Os resultados do teste de Tukey apontaram diferenças estatisticamente significativas ($p < 0,05$) entre todas as classes comparadas, confirmando que cada intervalo definido $[(-\infty \text{ a } -0,1), (-0,1 \text{ a } 0,1), (0,1 \text{ a } 0,27) \text{ e } (0,27 \text{ a } 0,44)]$ representa efetivamente níveis distintos de impacto ou recuperação na vegetação, com

diferenças nos valores médios do índice dNBR entre as classes, quanto mais próximo de 1 é indica presença de vegetação e quanto mais negativo (-1) indica cicatrizes de incêndios.

As estatísticas descritivas dos valores do índice dNBR ao longo dos anos analisados estão apresentadas na Tabela 3. Os valores obtidos variaram entre -0,4259 e 0,4146, com média próxima de zero (0,0063), indicando que a maioria das áreas apresentou valores de dNBR associados a alterações de baixa ou moderada intensidade. As classes definidas revelam que a maior parte das observações (344 pontos) encontra-se na faixa intermediária de valores (-0,1 a 0,1], indicando predominância de áreas sem alterações significativas ou em recuperação moderada durante o período avaliado.

Tabela 3 – Estatísticas descritivas dos valores do índice dNBR obtidos entre 1994 e 2023, agrupados por classes definidas.

Variável	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
Ano	1994	2001	2008	2008	2016	2023
dNBR	-0,4259	-0,0758	0,0082	0,0063	0,0921	0,4146

A Tabela 4 apresenta o número total de observações (pontos amostrais) coletados para cada classe definida de valores do índice dNBR. Observa-se maior número de observações na classe intermediária (-0,1 a 0,1], indicando predominância dessa faixa de valores nos rasters analisados ao longo dos anos.

Tabela 4 – Número de observações (pontos amostrais) por classe de dNBR

Classe (intervalo de dNBR)	Número de observações (pontos amostrais)
[-inf a -0,1]	117
(-0,1 a 0,1]	344
(0,1 a 0,27]	124
(0,27 a 0,44]	14
Total	599

A análise de variância (ANOVA) identificou diferenças altamente significativas entre as classes de valores de dNBR (Tabela 5), indicando que os grupos apresentam características distintas quanto ao impacto ou recuperação da vegetação. Posteriormente, o teste de comparações múltiplas de Tukey HSD (Tabela 7) confirmou

que todos os pares de classes diferem significativamente entre si ($p < 0,001$). Esses resultados indicam que as classes de dNBR utilizadas são capazes de diferenciar consistentemente diferentes níveis de intensidade de alteração na vegetação, reforçando a aplicabilidade do índice dNBR para o monitoramento de áreas florestais no município.

Tabela 5 – Resultados da ANOVA para os valores de dNBR entre as classes

Fonte de variação	Graus de liberdade (Df)	Soma dos Quadrados	Quadrado Médio	Valor de F	Valor-p
Classe	3	8,011	2,671	896,8	$< 0,001$ (***)
Resíduos	595	1,772	0,003	—	—
Total	598	9,783	—	—	—

Legenda: (***) $p < 0,001$.

Os resultados da análise de variância indicam diferenças altamente significativas entre as classes ($F = 896,8$; $p < 0,001$). Portanto, os valores médios de dNBR não são iguais para todas as classes avaliadas, justificando a aplicação do teste de comparações múltiplas (Tukey HSD).

Foi realizado o teste de Tukey (HSD), conforme a Tabela 6, onde revela diferenças significativas em todas as comparações entre as classes. A classe (0,27–0,44) apresentou médias do índice dNBR significativamente maiores em relação às demais classes, indicando que esta classe pode representar áreas com danos ou alterações ambientais mais intensas, enquanto as classes negativas (por exemplo, (-inf a -0,1) representam áreas de menor impacto ou recuperação evidente.

Tabela 6 – Resultados das comparações múltiplas do Teste de Tukey (HSD)

Comparação entre Classes	Diferença das médias	Limite inferior (95%)	Limite superior (95%)	Valor-p ajustado
[-inf a -0,1] vs. (-0,1 a 0,1]	-0,1771	-0,1922	-0,1621	<0,001
(0,1 a 0,27] vs (-0,1 a 0,1]	0,1548	0,1401	0,1695	<0,001
0,27 a 0,44] vs (-0,1 a 0,1]	0,3143	0,276	0,3527	<0,001
(0,1 a 0,27] vs [-inf a -0,1]	0,3319	0,3138	0,35	<0,001
0,27 a 0,44] vs [-inf a -0,1]	0,4914	0,4517	0,5312	<0,001
0,27 a 0,44] vs (0,1 a 0,27]	0,1595	0,1199	0,1992	<0,001

Obs.: p ajustado <0,001 indica diferenças altamente significativas em todas as comparações.

Como alternativa, foi aplicado o teste post hoc de Tukey HSD, uma ferramenta robusta e amplamente utilizada para comparações múltiplas. Para os resultados do teste de Tukey, foram apontadas diferenças estatisticamente significativas ($p < 0,05$) em todas as classes comparadas, corroborando que os intervalos definidos $[(-\infty \text{ a } -0,1), (-0,1 \text{ a } 0,1), (0,1 \text{ a } 0,27) \text{ e } (0,27 \text{ a } 0,44)]$ são efetivamente diferentes no que se refere ao impacto ou recuperação da vegetação entre os níveis, com diferença nos valores médios do índice dNBR das classes.

A utilização de pontos amostrais foi uma escolha estratégica para garantir a independência das observações, evitar problemas relacionados à autocorrelação espacial dos pixels adjacentes e assegurar representatividade espacial das áreas avaliadas no município. Para validação de dados do índice de dNBR das cenas de Landsat, se fez necessário trabalhar com dados do MapBiomias da coleção 3.

Na validação dos dados de cicatrizes de incêndios foi utilizado a Coleção 3 do MapBiomias, conforme ilustrado na Figura 12. Observou-se que, na série temporal analisada, o ano de 2019 apresentou a maior extensão de áreas afetadas por incêndios. Nos demais anos, a ocorrência foi relativamente baixa, com destaque observável para os anos de 1994, 1995, 1999, 2000 e 2020.

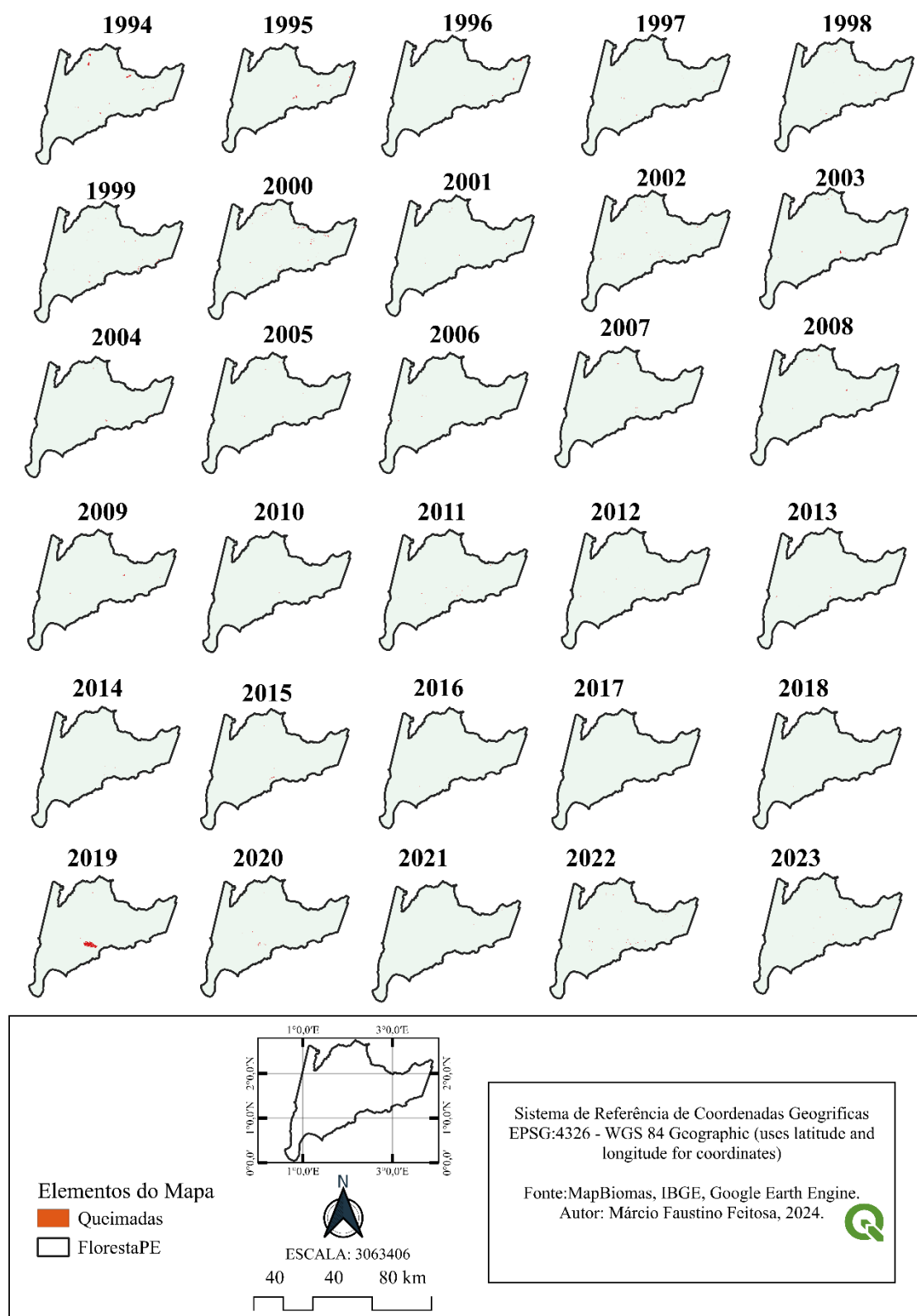


Figura 12. Cicatrizes de Incêndios (1994-2023).
Fonte: MapBiomias (2024).

De acordo com os dados da Coleção 3 do MapBiomias, observou-se que o período de 2019 a 2023 apresentou os maiores valores de áreas queimadas, com

destaque para o ano de 2023, que registrou um total de 8.992 Hectares (*ha*) incendiados. Em seguida, vêm os anos de 2022, com 8.907 *ha*, e 2021, com 8.899 *ha*. O ano de 2019 também apresentou um valor expressivo, totalizando 8.849 *ha* queimados, o que evidencia um aumento significativo em relação aos anos anteriores, conforme a Figura 13.

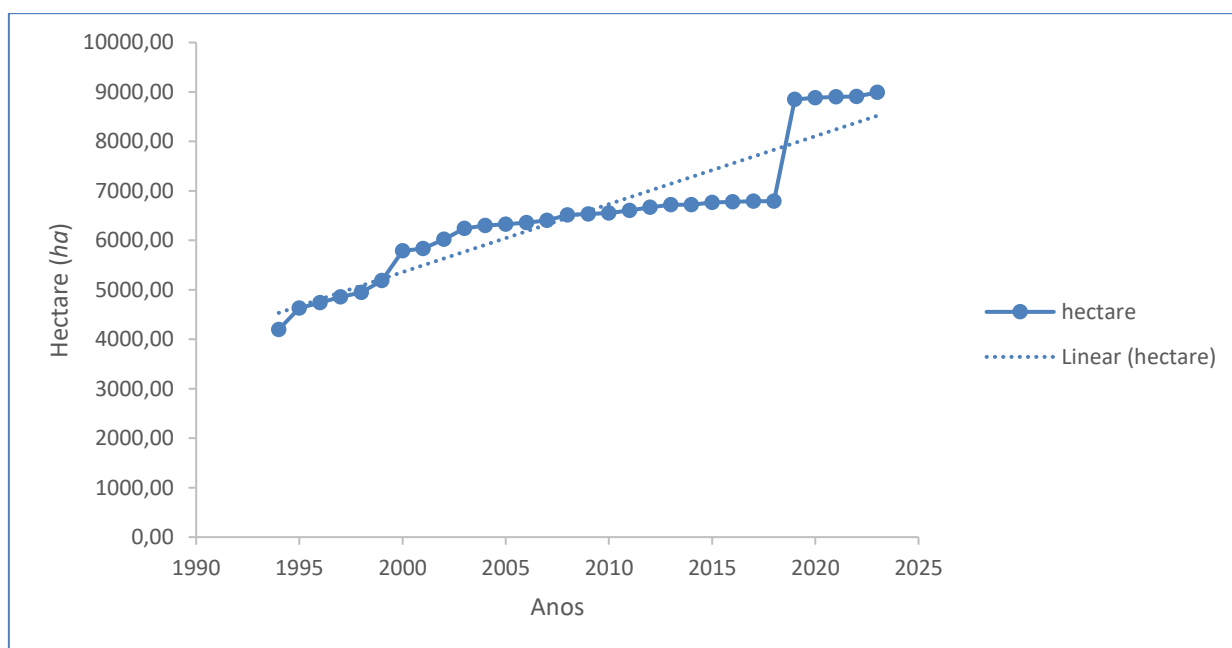


Figura 13. Gráfico de Incêndios Florestais (1994-2023), dados obtidos na plataforma MapBiomas, coleção 3, exportados em formatos de excel.

Fonte: MapBiomas (2024)

Diversos estudos têm associado a ocorrência de incêndios a variáveis climáticas, como temperatura e precipitação, bem como ao uso e à ocupação do solo, com o intuito de compreender a dinâmica das cicatrizes de fogo e desenvolver metodologias para quantificar as áreas de vegetação desmatadas por esses eventos (Belo et al., 2023; Silva et al., 2023; Silva e Baptista, 2022).

Conforme observado no trabalho de Lorenzon *et al.* (2018), os eventos de El Niño exercem influência significativa sobre o regime pluviométrico em regiões tropicais, resultando em volumes de precipitação abaixo da média, especialmente entre os meses de junho e dezembro.

No entanto, segundo dados do Ministério da Agricultura e Pesca (MAP, 2022), o país não apresentou influência dos fenômenos El Niño ou La Niña durante o período analisado. Ainda assim, o município em estudo registrou baixos índices pluviométricos, resultando no comportamento climático semelhante ao observado em anos de ocorrência do El Niño, conforme ilustrado na Figura 14.

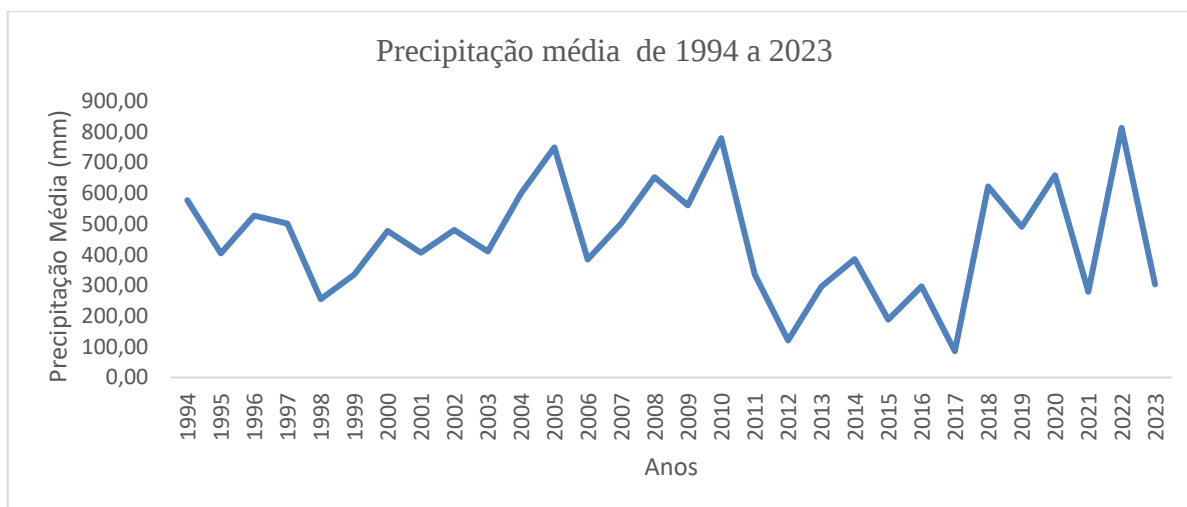


Figura 14. Precipitação média (1994-2023).

Fonte: APAC (2025)

De acordo com a Figura 14, é possível comparar as médias de precipitação e sua relação com a ocorrência de queimadas. Observa-se uma redução gradativa nos índices pluviométricos a partir de 2010, caracterizando um período de crise hídrica que se estendeu até 2017.

Em 2018, verificou-se uma tendência de recuperação nas precipitações; no entanto, nos anos de 2019 e 2021, os valores voltaram a cair, registrando índices inferiores a 400 mm. Essa redução coincide com os períodos de maior incidência de incêndios, indicando correlação entre a escassez hídrica e o aumento das áreas queimadas.

Diante do contexto desta pesquisa, foi analisado o Índice de Diferença de Queima Normalizada (dNBR) em conjunto com a dinâmica observada por meio de imagens de satélite. As cenas do satélite Landsat, obtidas por meio da plataforma Google Earth Engine (GEE), mostraram-se eficientes, permitindo a identificação de áreas com cicatrizes de incêndios e possíveis regiões desmatadas, caracterizadas pela ausência de vegetação.

As análises estatísticas apresentaram resultados altamente significativos ($p < 0,05$) entre todas as classes comparadas, evidenciando diferentes níveis de impacto ou recuperação da vegetação, com variações nos valores médios do índice dNBR entre essas classes.

Os dados do MapBiomias foram fundamentais para a validação dos resultados, assim como as informações pluviométricas fornecidas pelo Instituto Nacional de

Meteorologia (INMET), que demonstraram correlação com a ocorrência das queimadas. De acordo com os dados da Coleção 3 do MapBiomias, o período de 2019 a 2023 apresentou os maiores índices de cicatrizes de incêndio, corroborando os resultados obtidos pelas imagens Landsat processadas no GEE.

Por isso para quantificar as áreas degradadas por incêndios no município de Floresta (PE), bem como outras formas de degradação, recomenda-se a utilização de informações sobre o uso e cobertura da terra, a fim de compreender a dinâmica da ocupação do território ao longo dos 30 anos analisados.

A avaliação do índice dNBR evidenciou mudanças temporais significantes nas marcas das queimadas. Em anos com muitas queimadas, tipo 1994, 2000, 2009, 2020, principalmente 2019, os períodos de pouca chuva foram consistentes, dados da APAC mostram isso.

As análises estatísticas aplicadas, como a ANOVA e o teste de Tukey HSD, confirmam a significância das diferenças entre as classes de dNBR, permitindo a caracterização eficiente da severidade das áreas queimadas. Isso valida a eficácia do uso do índice na detecção de áreas degradadas, como apontado por Pirajá *et al.* (2023) e Silva *et al.*, (2023).

Além disso, a comparação entre os dados Landsat e a Coleção 3 do MapBiomias mostrou forte correspondência, sobretudo nos anos com picos de área queimada. A classe intermediária de dNBR (-0,1 a 0,1), com mais de 57% das amostras, indica uma predominância de eventos de baixa severidade, mas também aponta para a necessidade de políticas de prevenção, uma vez que áreas degradadas podem se tornar ainda mais vulneráveis a novos eventos de fogo.

4.3 Uso e Ocupação da Terra

Para compreender as áreas de vegetação afetadas por eventos climáticos e ações antrópicas, é essencial analisar o uso e a cobertura da terra no município de Floresta, seguindo a mesma abordagem utilizada nos estudos sobre a dinâmica das temperaturas e os riscos de incêndios. Diversos autores já têm associado a ocorrência de incêndios florestais ao uso e à cobertura da terra (Franca Rocha *et al.*, 2024; Bello *et al.*, 2023; Silva e Baptista, 2022).

No estudo de Sória *et al.* (2023), os autores comparam o uso e a cobertura da

terra com a variação da temperatura no município de Cuiabá. Uma das análises mais relevantes desse trabalho é a avaliação das perdas e ganhos percentuais das diferentes classes de cobertura, metodologia considerada válida para estimar o risco de incêndios.

Com base nos dados do MapBiomas, essa abordagem permite quantificar as mudanças nas áreas de formação florestal, formação savânica (Caatinga), formação campestre, pastagens, mosaicos de uso, áreas urbanizadas, solos expostos e corpos d'água.

Assim como no trabalho de Franca Rocha *et al.* (2024), foi elaborada uma distribuição anual do uso e cobertura do solo no município de Floresta – PE, entre os anos de 1994 e 2023, apresentada na Figura 15.

As informações sobre o uso e cobertura da terra fornecem subsídios valiosos para entender a dinâmica da ocorrência de incêndios nas diferentes classes de cobertura ao longo de três décadas. A análise das cicatrizes de queimadas nos diferentes tipos de uso e cobertura da terra em Floresta, com base na Figura 15, indica que a vegetação de Caatinga foi intensamente afetada pelos incêndios, resultando em uma média extensão de hectares queimados ao longo de 30 anos.

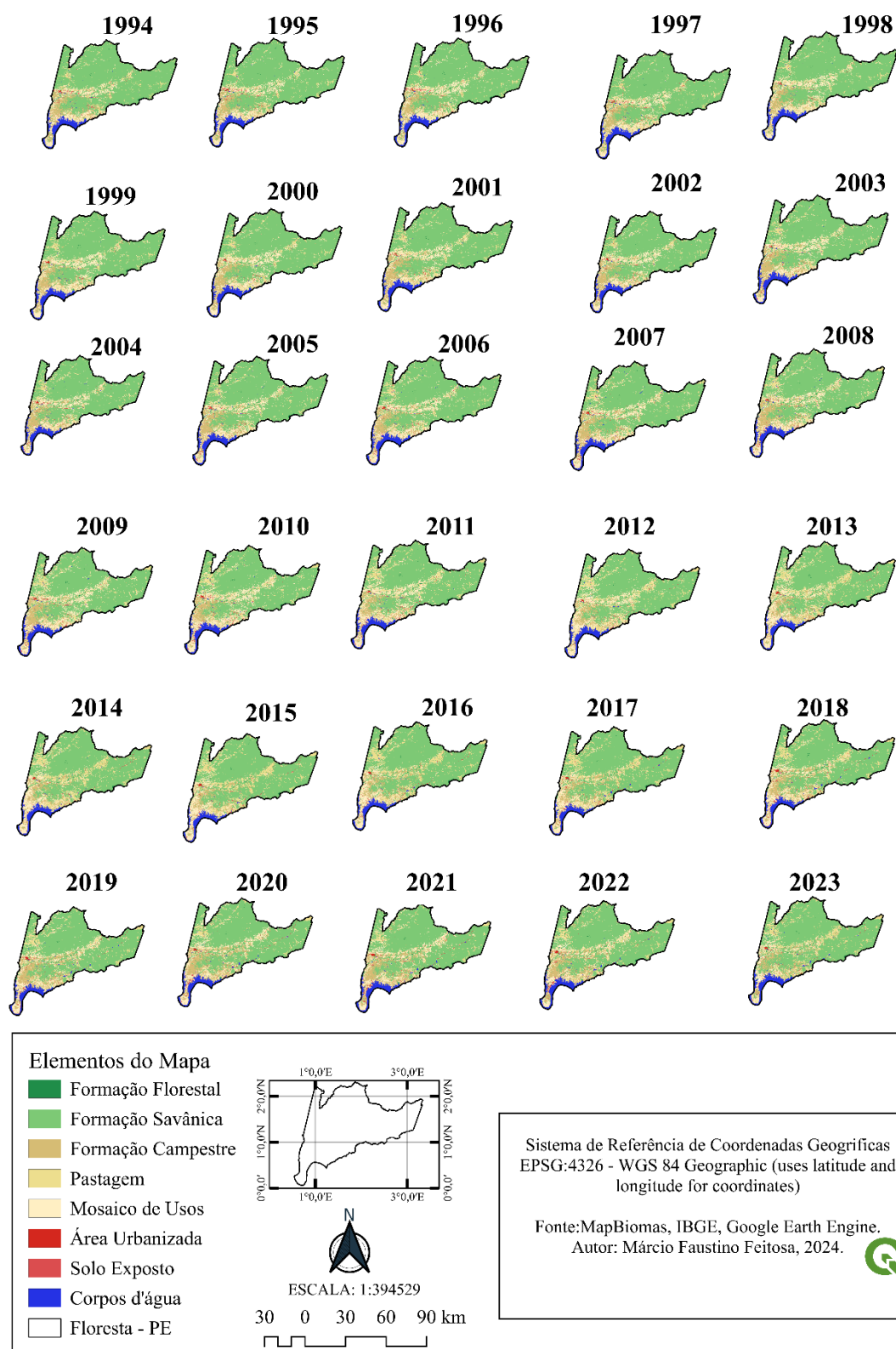


Figura 15. Mapa de uso e ocupação do solo (1994 a 2023).
Fonte: Autor (2025)

O uso e a ocupação do solo são processos dinâmicos que refletem a interação entre fatores ambientais, sociais e econômicos. No Brasil, a expansão da

agropecuária tem sido o principal vetor de transformação da paisagem, com destaque para o avanço da fronteira agrícola sobre áreas de vegetação nativa, especialmente nos biomas Cerrado e Amazônia (Silva *et al.*, 2021).

No semiárido brasileiro, práticas inadequadas de uso da terra, como o desmatamento e a pecuária extensiva, têm contribuído para o agravamento de processos de desertificação e erosão (Santos; Araújo, 2019). De acordo com os dados apresentados na Tabela 8, torna-se fundamental a adoção de estratégias sustentáveis — como a recuperação de áreas degradadas e o manejo adequado da vegetação nativa — para garantir o equilíbrio ambiental e a segurança hídrica.

A análise da dinâmica de uso e ocupação da terra no município estudado, revela mudanças significativas nas paisagens naturais e antrópicas. Observa-se que a área de vegetação florestal apresentou redução entre 1994 e 2013, passando de 258.354 ha para 233.960 ha, considerando o avanço das atividades agropastoris e outras intervenções humanas sobre a vegetação nativa.

A área que representa à agropecuária apresentou um crescimento significativo no mesmo intervalo, saiu de 56.574 ha em 1994 para 86.050 ha em 2013, causando a intensificação dessa atividade. No entanto, em 2023, essa área foi reduzida para 68.101 ha, o que pode estar relacionado à adoção de sistemas produtivos menos intensivos.

A vegetação arbustiva e herbácea, que pode indicar áreas de regeneração secundária, também apresentou aumento em 2023 de 25.702 ha, após ter registrado um declínio em 2013 (21.485 ha), sugerindo uma possível recuperação ambiental.

A relativa estabilidade das áreas não vegetadas e dos corpos d'água ao longo do período analisado indica que, apesar das alterações nas classes de uso e cobertura do solo, a hidrografia local não sofreu variações significativas.

Por meio do portal do MapBiomas, foi possível obter os dados da Coleção 9 referentes ao uso e cobertura da terra no município de Floresta–PE. As classes são expressas em hectares e incluem: formação florestal, formação savânica (Caatinga), formação campestre, pastagem, mosaico de usos, área urbanizada, solo exposto e corpos d'água, conforme apresentado na Figura 16.

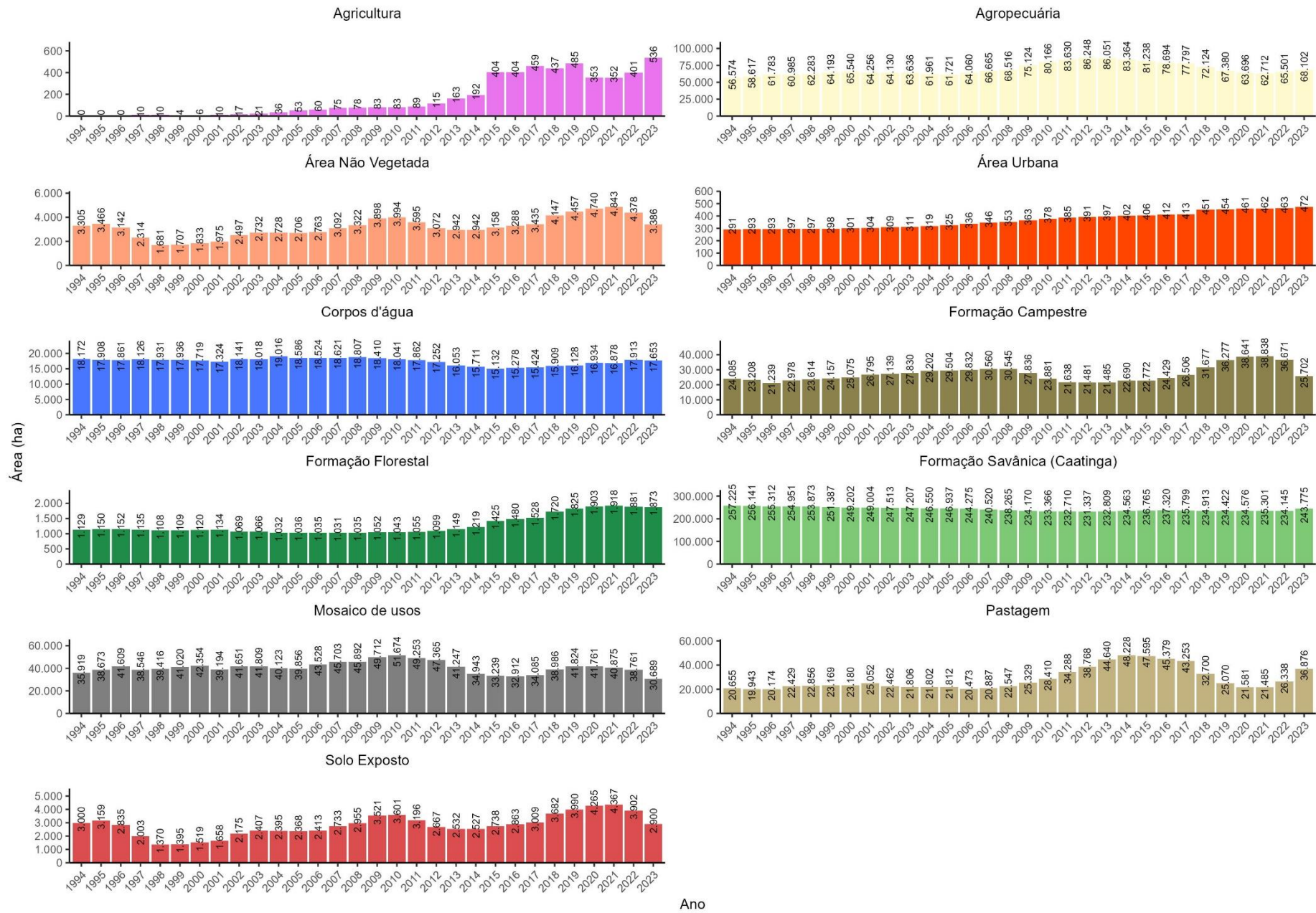


Figura 16 – Uso e Ocupação da Terra em Floresta - PE por Classes (1994 – 2023)

Fonte: MapBiomias (2023)

Por meio da Figura 15, foi possível simplificar e obter as Tabelas 9 e 10. A Tabela 9 apresenta um panorama da área total de cada classe em anos-chave, enquanto a tabela 10 aprofunda essa análise ao mostrar as variações decenais e a mudança líquida acumulada. A análise dessas tabelas permite identificar as principais tendências de expansão e retração de classes de uso e cobertura da terra, bem como os períodos de maior transformação, essenciais para compreender as pressões antrópicas e os processos ambientais que moldam a paisagem local.

Tabela 7. Classes de uso e ocupação do solo compreendidas a cada dez anos, em hectares, Floresta – PE

Classes (ha)	1994	2003	2013	2023
Formação Florestal	1.128,76	1.065,88	1.149,42	1.873,10
Formação Savânica	257.224,74	247.206,62	232.809,49	243.775,00
Formação Campestre	24.084,96	27.830,22	21.484,77	25.701,59
Agropecuária	56.574,01	63.636,34	86.050,63	68.101,61
Pastagem	20.654,99	21.806,16	44.639,94	36.876,02
Agricultura	0,44	20,77	163,46	536,37
Mosaico de usos	35.918,57	41.809,41	41.247,23	30.689,22
Área Não Vegetada	3.304,71	2.732,12	2.942,45	3.385,72
Área Urbana	291,43	311,23	396,99	471,89
Solo Exposto	2.999,58	2.407,09	2.531,75	2.899,94
Corpos d'água	18.172,43	18.018,43	16.052,85	17.652,58
Total Geral	420.354,62	426.844,27	449.468,98	431.963,05

Fonte: MapBiomias (2024).

Foram subtraídas as áreas das classes de uso e ocupação do solo (UOS), em hectares, a cada intervalo de 10 anos. Essa análise permitiu compreender de forma mais precisa as transformações ocorridas ao longo das três décadas analisadas. Conforme a Tabela 10, as classes que apresentaram redução de área foram: Formação Savânica — que representa a vegetação de Caatinga — com perda de 13.449,73 ha; seguida pelo Mosaico de Usos, com 5.229,35 ha; solo exposto, com 99,64 ha; e, por fim, corpos d'água, com redução de 519,85 ha.

Ao longo de três décadas (1994–2023), a classe "Formação Florestal" no município de Floresta–PE manteve-se relativamente estável, com variação líquida de 11.608,43 hectares (ha), representando um aumento de 2,76% em relação à área inicial de 420.354,62 ha registrada em 1994. Essa estabilidade aparente, contudo,

oculta intensas transformações internas entre as diversas classes de uso e ocupação do solo (UOS), com implicações diretas para a dinâmica ecológica e o risco de incêndios.

Tabela 8. Diferença das classes de uso e ocupação do solo a Intervalo de dez anos avaliados, em hectares, Floresta – PE

Classes (ha)	1994 - 2003	2003 – 2013	2013 – 2023	Total (1994-2023)
Formação Florestal	-62,88	83,55	723,68	744,34
Formação Savânica	-10.018,12	-14.397,13	10.965,52	-13.449,73
Formação Campestre	3.745,26	-6.345,45	4.216,83	1.616,63
Agropecuária	7.062,34	22.414,29	-17.949,02	11.527,61
Pastagem	1.151,16	22.833,79	-7.763,92	16.221,03
Agricultura	20,33	142,68	372,92	535,93
Mosaico de usos	5.890,84	-562,18	-10.558,01	-5.229,35
Área Não Vegetada	-572,6	210,34	443,27	81
Área Urbana	19,81	85,76	74,9	180,47
Solo Exposto	-592,49	124,66	368,19	-99,64
Corpos d'água	-153,99	-1.965,59	1.599,73	-519,85
Total Geral	6.489,65	22.624,71	-17.505,93	11.608,43

Fonte: MapBiomias (2024).

A análise da variação temporal das classes de uso e cobertura da terra ao longo das três décadas (1994–2023) no município de Floresta–PE revelou padrões distintos de expansão, retração e estabilidade em diferentes categorias temáticas (MAPBIOMAS, 2024).

Dentre as classes que apresentaram crescimento contínuo, destacam-se Agricultura e Área Urbana. A classe Agricultura, embora com uma área inicial muito reduzida (0,44 ha em 1994), demonstrou crescimento acentuado, totalizando um ganho líquido de 535,93 ha. Esse aumento se deu, principalmente, nos intervalos de 2003–2013 (+142,68 ha) e 2013–2023 (+372,92 ha), evidenciando um processo de intensificação agropecuária na paisagem semiárida. A classe Área Urbana, por sua vez, registrou expansão contínua de 180,47 ha ao longo do período, o que pode estar relacionado ao crescimento populacional e à expansão das fronteiras urbanas (Burak Güneralp *et al.*, 2020).

Em relação à vegetação nativa, foi observado que apenas a Formação Florestal

obteve um ganho líquido positivo (+744,34 ha). Depois de uma perda entre 1994 e 2003 (-62,88 ha), essa classe cresceu das duas últimas décadas (+83,55 ha entre 2003 e 2013 e 723,68 ha entre 2013 e 2023), o que pode representar recuperação provocada por processos de regeneração natural ou por ações de reflorestamento ativo (Giles *et al.*, 2025).

A Formação Savânica, que representa principalmente a vegetação da Caatinga, é a única que teve perda líquida expressiva (13.449,73 ha), sendo que o impacto foi majoritariamente maior entre 1994 e 2013. Apesar disso, essa classe teve recuperação de 10.965,52 ha no último período, o que pode significar processos de recuperação da paisagem ou mudança no uso do solo (MMA, 2011).

O Mosaico de Usos, por outro lado, teve um declínio contínuo, acumulando perda líquida de 5.229,35 ha, com destaque para a retração de 10.558,01 ha na década mais recente.

As classes Agropecuária e Pastagem mostraram um comportamento de oscilações. Ambas tiveram forte crescimento nas duas primeiras décadas e depois apresentaram relevantes perdas entre 2013 e 2023. A Agropecuária ganhou 7062,34 ha (1994-2003) e 22414,29 ha (2003-2013), mas perdeu 17949,02 ha na última década. A Pastagem teve o mesmo comportamento, com ganhos acumulados de 23984,95 ha e depois perda de 7763,92 ha .

Mesmo com a retração recente, os saldos líquidos permaneceram positivos: 11.527,61 ha para Agropecuária e 16.221,03 ha para Pastagem. Essa dinâmica pode estar associada a estratégias de intensificação do uso da terra ou conversão de áreas para outras finalidades (Santos *et al.*, 2024).

Por fim, a classe Corpos D'água apresentou um comportamento menos linear. Houve retração nas duas primeiras décadas (-153,99 ha e -1.965,59 ha), provavelmente relacionada a processos de assoreamento, escassez hídrica ou secas prolongadas. Entretanto, o período entre 2013 e 2023 apresentou recuperação significativa (+1.599,73 ha), o que pode ser atribuído a variações climáticas favoráveis, políticas de preservação de recursos hídricos ou aumento do nível de reservatórios e açudes (Souza *et al.*, 2019).

4.3.1 Implicações Ecológicas e Relações com Incêndios (dNBR)

As transformações nas classes de UOS são determinantes para a compreensão do regime de incêndios no município de Floresta–PE, especialmente quando correlacionadas ao índice dNBR que permite mapear cicatrizes e severidade do fogo.

A expansão de atividades antrópicas — como Agricultura, Área Urbana, Agropecuária e Pastagem — tende a elevar o risco de incêndios induzidos por ação humana. Tais práticas estão frequentemente associadas ao uso do fogo como técnica de manejo, seja para limpeza de áreas, preparo do solo ou renovação de pastagens (Taboada-Hermosa e Martinez, 2025). A interface urbano-rural, intensificada pelo crescimento das áreas urbanas, também representa um fator de risco, por aumentar o contato entre zonas habitadas e áreas naturais suscetíveis à ignição (Aguirre *et al.*, 2024).

Além disso, a perda da Caatinga representado como formação Savânica e do Mosaico de Usos pode comprometer a resiliência da paisagem ao fogo. A diminuição da heterogeneidade espacial tende a favorecer a propagação de incêndios mais severos, pela redução de barreiras naturais e pela maior continuidade de combustíveis (Laris *et al.*, 2018). A substituição de ecossistemas nativos adaptados ao fogo por usos homogêneos e não adaptados pode alterar a frequência e a intensidade dos incêndios.

A redução da disponibilidade hídrica, observada nas primeiras duas décadas, pode estar associada ao aumento do estresse hídrico da vegetação. Esse fator reduz a umidade dos combustíveis finos, aumentando sua inflamabilidade e facilitando a propagação do fogo (Ruffault *et al.*, 2023). Ainda que tenha ocorrido recuperação parcial dos corpos d'água na última década, o impacto cumulativo da escassez hídrica anterior pode afetar a capacidade de resiliência ecológica da região.

A associação entre as variações do uso do solo e os valores de dNBR permite explorar relações espaço-temporais mais refinadas. Por exemplo, os picos de expansão agropecuária e de pastagens entre 2003–2013 podem coincidir com maiores áreas queimadas ou aumento na severidade dos incêndios — mensurável por elevações nos valores de dNBR. Da mesma forma, áreas com expansão da Formação Florestal podem indicar regiões de regeneração pós-fogo, fornecendo

subsídios para análises de sucessão ecológica e de políticas de restauração.

4.3.2 Taxa de Crescimento Composta Anual (CAGR)

A paisagem do município de Floresta passou por transformações notáveis ao longo das últimas três décadas (1994-2023), evidenciando tendências cruciais e complexas nas interações entre a ocupação humana e os processos ecológicos, especificamente o regime de riscos incêndios. Para quantificar essas mudanças, foi adotado Taxa de Crescimento Composta Anual (CAGR), uma métrica robusta que nos permite apreender a taxa média de variação de cada classe de cobertura e uso do solo (UOS) ao longo do período analisado. Uma CAGR positiva indica expansão, enquanto valores negativos apontam para uma retração, e valores próximos de zero indicam relativa estabilidade. Os resultados obtidos, presentes na Tabela 10 e 11 são os resultados de uma CAGR nessa dinâmica estudada.

Tabela 9. Classes de uso e ocupação da Terra da taxa de crescimento composta anual por (ha)

Classes	(%) ha
<i>Floresta</i>	<i>-0,1737412</i>
<i>Formação Florestal</i>	<i>17.618.072</i>
<i>Formação de Savana (Caatinga)</i>	<i>-1850165</i>
<i>Formação Campestre</i>	<i>0.2242697</i>
<i>Pastagem</i>	<i>0.2242697</i>
<i>Mosaico de Usos</i>	<i>-0.5410929</i>
<i>Área Não Vegetada</i>	<i>0.0835382</i>
<i>Área Urbana</i>	<i>16.758.187</i>
<i>Outras Áreas Não Vegetadas</i>	<i>-0.1164209</i>
<i>Corpos d'água</i>	<i>-0.1000312</i>

Fonte: Autor (2025)

A áreas de Floresta, formação de savana (Caatinga), mosaico de usos, corpos d'água tiveram redução de sua extensão, enquanto os demais obtiveram acréscimos nessa dinâmica entre as quais á área urbana e formação florestal com áreas aproximadamente iguais, apresentando pouca amplitude, enquanto pastagens e formação florestal apresentam áreas equivalentes, ou seja, iguais, conforme Figura 17.

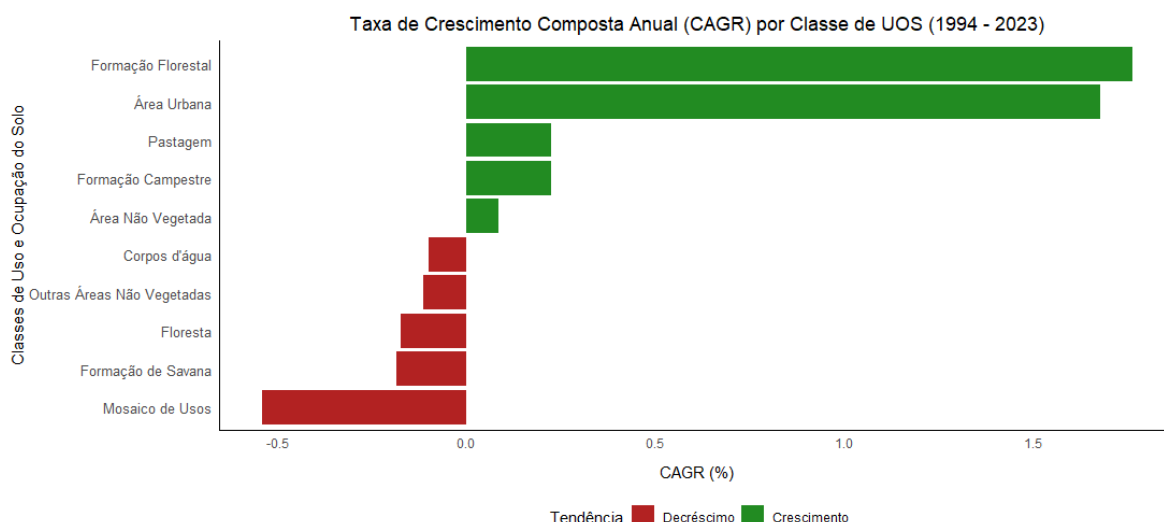


Figura 17: Gráfico da taxa de crescimento anual por classe de uso e ocupação do solo em Floresta-PE, cor vermelha indica decréscimo e cor verde indica crescimento.

Fonte: Autor (2025)

As classes de Área Urbana e Formação Florestal destacam-se com as maiores CAGRs positivas, em 1,68% e 1,76%, respectivamente. O crescimento urbano sinaliza uma expansão da interface rural-urbana (IRU), um cenário reconhecidamente propenso ao aumento da frequência de ignições de origem antrópica (Guo *et al.*, 2024), elevando o risco de incêndios para comunidades e ecossistemas adjacentes.

A simultânea expansão da Formação Florestal pode indicar processos vitais de regeneração natural ou esforços de reflorestamento em áreas previamente perturbadas (Chazdon *et al.*, 2015). Embora a regeneração seja um indicativo de resiliência, florestas jovens e em desenvolvimento podem, em certos estágios, apresentar maior carga de combustível fino e, consequentemente, vulnerabilidade a incêndios de superfície, demandando monitoramento cuidadoso (Zylstra *et al.* 2023).

De forma mais gradual, as áreas de Pastagem e Formação Campestre registraram uma CAGR de 0,22% cada.

Isto é um fator de preocupação no contexto dos incêndios, as pastagens, em particular, são frequentemente associadas a práticas de manejo que envolvem o uso do fogo, ou se tornam altamente inflamáveis durante períodos de seca devido ao acúmulo de biomassa seca (Eloy *et al.*, 2019). A continuidade dessa expansão sugere uma pressão sobre as formações vegetais nativas e a manutenção de um ambiente propenso a queimadas.

Em contrapartida, notamos uma retração em classes ambientalmente

sensíveis. A classe de Mosaico de Usos apresentou o maior decréscimo (-0,54% de CAGR). Essa contração pode ser interpretada como um processo de homogeneização da paisagem, onde áreas de uso misto são consolidadas em categorias mais dominantes, como vastas extensões agrícolas ou pecuárias (Salomão *et al.*, 2021). A perda da heterogeneidade do mosaico pode reduzir a capacidade de compartimentação natural do fogo, tornando a paisagem menos resiliente à propagação de grandes incêndios (Schoennagel *et al.*, 2008).

A Floresta também exibiu um declínio, embora aparentemente sutil (-0,17% de CAGR). Contudo, ao longo de 30 anos, essa taxa implica efetivamente em uma perda líquida de cobertura florestal, um bem fundamental para a regulação do clima e para a biodiversidade (Vancutsem *et al.*, 2019). A contração das florestas ocorre, via de regra, a partir de desmatamento e degradação florestal, gerando bordas e fragmentos mais vulneráveis aos incêndios que podem alcançar áreas antes protegidas (Driscoll *et al.*, 2021).

Outras classes, como Formação de Savana (-0.19%), Corpos D'água (-0,10%) e Outras Áreas Não Vegetadas (-0.12%), também mostraram um leve decréscimo. A redução dos corpos d'água é particularmente alarmante, pois pode sinalizar um estresse hídrico regional, que, em sinergia com períodos de seca, aumenta a aridez da vegetação e a vulnerabilidade da paisagem a incêndios severos, além de dificultar as operações de combate ao fogo (Melo e Durigan, 2010).

Os resultados da CAGR para o uso e ocupação do solo são mais do que meras estatísticas; eles são indicadores cruciais para a compreensão do regime de incêndios na região. A expansão de Pastagens e Áreas Urbanas, aliada à retração de Florestas e Mosaicos de Usos, desenha um cenário de crescente vulnerabilidade. Áreas onde a pressão antrópica se intensifica e onde as coberturas mais inflamáveis se expandem tendem a apresentar maior frequência e severidade de eventos de fogo.

O cruzamento desses padrões de mudança do Uso e Ocupação do Solo (UOS) com as cicatrizes de incêndio do índice dNBR proporcionou uma análise espacial e temporal aprofundada. Com isso foi possível então quantificar a associação entre as transições de UOS e a severidade do fogo, evidenciando como as mudanças da paisagem afetam a ocorrência e a intensidade do fogo e também investigar a resiliência das diferentes classes de UOS após incêndios. Essa análise permitiu detalhar as áreas mais vulneráveis aos riscos de incêndios e usos antrópicos, as quais foi possível afirmar que as áreas urbanas, pastagens estão crescendo, e corpos

d'água diminuindo.

A análise multitemporal do uso e cobertura do solo no município estudado revelou transformações importantes nas últimas três décadas. A expansão da agropecuária e pastagens com 11.527,61 ha e 16.221,03 ha, com esses dados percebe-se uma pressão implacável na vegetação original. Essa pressão, em grande parte, atinge a Formação Savânica Caatinga que perdeu cerca de 13.449,73 ha nesse mesmo período. A conversão da vegetação nativa para áreas antropizadas está claramente relacionada ao aumento do risco de incêndios, o que é verificado através da sobreposição dos mapas de uso da terra com as cicatrizes causadas pelo fogo.

A partir da (CAGR), foi possível identificar que as classes com maior crescimento foram Formação Florestal (+1,76%) e Área Urbana (+1,68%). Apesar de positiva à primeira vista, a recuperação da vegetação florestal pode representar, em parte, áreas em estágio inicial de regeneração com alta carga de combustível fino, o que paradoxalmente pode elevar o risco de incêndios superficiais se não forem adotadas medidas de manejo (Zylstra et al., 2023).

Por outro lado, a retração das classes Mosaico de Usos (-0,54%) e Corpos d'Água (-0,10%) chama atenção para a homogeneização da paisagem e o estresse hídrico, fatores que contribuem diretamente para o aumento da inflamabilidade da vegetação. De acordo Ruffault *et al.* (2023), a disponibilidade hídrica é um dos principais fatores da resistência da vegetação ao fogo em climas semiáridos.

A correlação entre o aumento de temperatura, a alteração no uso do solo e a intensificação dos riscos de incêndio é evidente com base nos resultados obtidos. A substituição de áreas de Caatinga por agropecuária ou pastagem reduz a resiliência da vegetação, com isso aumenta a carga de combustíveis secos e intensificam as áreas para de riscos de incêndios.

Essa dinâmica é influenciada por fatores climáticos externos, como o El Niño, que altera os padrões de ocorrência e intensificação das secas, com impacto notável a partir de 2019.

Ao combinar índices climáticos, dados de satélite e estatísticas, foi possível identificar os períodos mais críticos, e mapear áreas de maior vulnerabilidade. Esse cruzamento de dados é fundamental para subsidiar políticas públicas de prevenção, como planos municipais de combate à desertificação e zoneamentos ecológico-econômicos.

5. CONCLUSÕES

As análises climáticas e do uso e ocupação do solo realizadas na dinâmica de três décadas (1994–2023) no município de Floresta, PE, indicam uma correlação entre as alterações ambientais e a intensificação dos riscos de incêndios. Os dados obtidos por satélites Landsat e pelo INMET, mostraram que períodos com temperaturas elevadas, associados à baixa precipitação, contribuem significativamente para a propagação e severidade do fogo. O ano de 2019 destacou-se como o mais crítico, com a maior extensão de áreas afetadas por incêndios, segundo registros da Coleção 3 do MapBiomas. A regressão linear das temperaturas não apresentou aumento ou diminuição significativa, indicando que as mudanças se conectam ao aquecimento natural, a ação antrópica e climas extremos, como o El Niño.

O estudo das classes de uso e ocupação do solo (UOS) nos mostrou um cenário de crescente vulnerabilidade às queimadas. A expansão de áreas de pastagem e zonas urbanas, somada à retração das formações savânicas e à fragmentação dos diferentes usos do solo, contribui para o agravamento dos riscos socioambientais. As classes de agricultura e área urbana apresentaram as maiores Taxas de Crescimento Composto Anual (CAGR), com valores positivos de 1,68% e 1,76%, respectivamente. Em contraste, a formação savânica, que representa a vegetação característica da Caatinga, registrou uma perda líquida expressiva de 13.449,73 hectares, embora alguns sinais de recuperação tenham sido observados no período mais recente.

Outro fator importante é a redução da água, observada na redução dos corpos d'água nas primeiras duas décadas. A escassez hídrica não é apenas um problema isolado; ela intensifica o estresse da vegetação, tornando-a mais seca e, consequentemente, mais suscetível a incêndios. O sensoriamento remoto foi uma grande ferramenta neste estudo como na detecção de temperaturas, cicatrizes e riscos de incêndios e uso e ocupação do solo na sobreposição de cicatrizes de incêndios.

Diante desse estudo, recomenda-se a adoção de planos de manejo e conservação da vegetação como uma estratégia essencial. A implementação dessas

ações, não só mitigamos os riscos devastadores de incêndio, mas também contribuímos significativamente para a melhoria das condições climáticas e ecológicas locais.

6. REFERÊNCIAS

AGUIRRE, Paula; LEÓN, Jorge; GONZÁLEZ-MATHIESEN, Constanza; ROMÁN, Randy; PENAS, Manuela; OGUEA, Alonso. Modelling the vulnerability of urban settings to wildland–urban interface fires in Chile. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, [S. l.], v. 24, n. 4, p. 1521–1537, 2 maio 2024. DOI: <https://doi.org/10.5194/nhess-24-1521-2024>. Acesso em: 10 jun. 2025.

AKHUNDZADAH, Noor Ahmad. Analyzing temperature, precipitation, and river discharge trends in Afghanistan using innovative trend analysis, Mann-Kendall, and Sen's slope methods. *Climate*, [S.l.], v. 12, n. 12, p. 196, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/cli12120196>. Acesso em: 27 jul. 2025.

ALENCAR, Ane A.; CONCIANI, Dhemerson E.; ROSA, Eduardo Reis; MARTIN, Eduardo Vélez; ANDRADE, Gilvan; HASENACK, Heinrich; MARTENEXEN, Luiz Felipe Moraes; RIBEIRO, João Paulo Fernandes Márcico; SHIMBO, Julia; ROSA, Marcos; DIAS, Mariana; CRUSCO, Natalia; SANTOS, Nerivaldo; MONTEIRO, Newton Coelho; DUVERGER, Soltan Galano; AZEVEDO, Tasso; PIONTEKOWSKI, Valderli J.; ARRUDA, Vera Laísa da Silva; SILVA, Wallace Vieira da; ROCHA, Washington da Franca. *MapBiomas Fire Brazil Collection 3: Annual Burned Area Maps of Brazil (1985-2023). Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD)*. MapBiomas, v. 2, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.58053/MapBiomas/0KJBRA>. Acesso em: 20 abr. 2025.

Almeida, R. G., Cavalcante, A. M. B., & Silva, E. M.. (2020). Impactos das Mudanças Climáticas no Bioma Caatinga na Percepção dos Professores da Rede Pública Municipal de General Sampaio - Ceará. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 35(3), 397–405. <https://doi.org/10.1590/0102-7786353002>. Acesso em: 19 fev. 2025.

ALVES, D. B.; CABELLO, F. P.-.; CAMBRAIA, B. C.; BONADEU, F.; SILVEIRA, A. L. P. da. Análise multitemporal de áreas afetadas pelo fogo no enclave de cerrado do Parque Nacional dos Campos Amazônicos utilizando sensoriamento remoto e trabalho de campo. *Geografia Ensino & Pesquisa*, [S. l.], v. 22, p. e18, 2018. DOI: 10.5902/2236499433584.

ALVES, J. J. A.; ARAÚJO, M. A.; NASCIMENTO, S. S. Degradação da Caatinga: uma investigação ecogeográfica. *Revista Caatinga*, v.22, n.3, p.128-135. 2009. Acesso em: 16 set. 2023.

ALVES, J. J. A.; ARAÚJO, M. A.; NASCIMENTO, S. Degradação da Caatinga: uma investigação ecogeográfica. *Caminhos de Geografia*, Uberlândia, v. 9, n. 27, p. 143-155, set. 2008. DOI: <https://doi.org/10.14393/RCG92715740>. Disponível em:

https://www.researchgate.net/publication/365716527_DEGRADACAO_DA_CAATINGA_UMA_INVESTIGACAO_ECOGEOGRAFICA. Acesso em: 19 fev. 2025.

ANDERSON, V.; GOUGH, W. A. Nature-based cooling potential: a multi-type green infrastructure evaluation in Toronto, Ontario, Canada. **International Journal of Biometeorology**, v. 66, p. 397-410, 2022. DOI: 10.1007/s00484-021-02100-5. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00484-021-02100-5> . Acesso em 20 set. 2025.

ANDRADE-LIMA, D. The caatingas dominium. **Revista Brasileira de Botânica**, v. 4, n. 2, p. 149-153, 1981.

APAC - Agência Pernambucana de Águas e Clima. Monitoramento Pluviométrico. Governo do Estado de Pernambuco, 2022. Disponível em: <http://old.apac.pe.gov.br/meteorologia/monitoramento-pluvio.php>. Acesso em: 09 fev. 2025.

APAC - Agência Pernambucana de Águas e Clima. Serviços. Meteorologia. Monitoramento Pluviométrico: Visualização mensal. Data inicial: 01 de janeiro de 1994 – Data final: 31 de dezembro de 2023. Mesorregião: São Francisco Pernambucano. Código: (32). Posto: Floresta (CHESF). Governo do Estado de Pernambuco, 2022. Disponível em: <http://old.apac.pe.gov.br/meteorologia/monitoramento-pluvio.php>. Acesso em: 09 fev. 2025.

ARAÚJO, E. L.; CASTRO, C. C.; ALBUQUERQUE, U. P. Dynamics of Brazilian Caatinga – a review concerning the plants, environment, and people. **Functional Ecosystems and Communities**, United Kingdom, v. 1, n. 1, p. 15-28, abr. 2007. Acesso em: 13 set. 2023.

ARAÚJO, M. S.. Detecção de incêndios florestais em áreas remotas através de redes LoRa. 2024. 118 f. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Quixadá, Programa de Pós-Graduação em Computação, Quixadá, 2024. Acesso em: 23 out. 2024.

AZEVEDO, T. Sr.; SOUZA, C. M. Jr.; SHIMBO, J.; ALENCAR, A. MapBiomass initiative: Mapping annual land cover and land use changes in Brazil from 1985 to 2017. *American Geophysical Union*, v. 2018, 2018. Disponível em: <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2018AGUFM.B22A..04A/abstract>. Acesso em: 19 fev. 2025.

BAEZA, S.; VÉLEZ-MARTIN, E.; DE ABELLEYRA, D.; BANCHERO, S.; GALLEGOS, F.; SCHIRMBECK, J.; VERON, S.; VALLEJOS, M.; WEBER, E.; OYARZABAL, M.; BARBIERI, A.; PETEK, M.; GUERRA LARA, M.; SARRAILHÉ, S. S.; BALDI, G.; BAGNATO, C.; BRUZZONE, L.; RAMOS, S.; HASENACK, H. Two decades of land cover mapping in the Río de la Plata grassland region: The MapBiomass Pampa initiative. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 28, p. 100834, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100834>. Acesso em: 19 fev. 2025.

BAKKE, I. A.A.; LIMA, J. R. de .de.; SILVA, E. P. de S..S.; SILVA, S. G. D.; da; MEDEIROS, R. K. S.; TELES, L. E. G.; BATISTA, S. M.; MEDEIROS, T. K. F. de. Bioma Caatinga: Semeando Saberes na Educação. Caderno Impacto em Extensão, Campina Grande, v. 3, n. 1, 2023. Acesso em: 4 out. 2023.

BANDEIRA, Lucas Borchardt et al. Características da paisagem para subsidiar o manejo dos recursos naturais na microbacia do rio Jabuti, Amazônia Ocidental, Brasil. *RECIMA21 – Revista Científica Multidisciplinar*, [S.l.], v. 3, n. 2, p. e321184, 2022. DOI: <https://doi.org/10.47820/recima21.v3i2.1184>. Disponível em: <https://recima21.com.br/index.php/recima21/article/view/1184>. Acesso em: 16 jan. 2025.

BARBOSA, T. A.; GOMES FILHO, R. R. Biodiversidade e conservação da Caatinga: revisão sistemática. *Journal of Environmental Analysis and Progress*, [S.l.], v. 7, n. 4, p. 177–189, 2022. DOI: <https://doi.org/10.24221/jeap.7.4.2022.5228.177-189>. Disponível em: <https://www.journals.ufrpe.br/index.php/JEAP/article/view/5228>. Acesso em: 3 out. 2023.

BATISTA, Antonio Cartos. DETECÇÃO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS POR SATÉLITES. *FLORESTA*, [S. l.], v. 34, n. 2, 2004. DOI: 10.5380/rf.v34i2.2402. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/floresta/article/view/2402>. Acesso em: 19 fev. 2025.

BATISTA, Rafael Jonas Righi. Análise do risco de mortalidade por doenças cardiovasculares e respiratórias na população idosa da RMSP e sua projeção considerando o cenário RCP8.5 de mudanças climáticas. 2017. Tese (Doutorado em Meteorologia) – Programa de Pós-Graduação em Meteorologia, Instituto de Astronomia, Geofísica e Ciências Atmosféricas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017. Disponível em: <https://www.iag.usp.br/pos-graduacao/meteorologia/publicacoes/teses-e-dissertacoes/analise-do-risco-de-mortalidade-por>. Acesso em: 27 fev. 2025.

BRASIL. Ministério do Meio Ambiente. Biomas: Caatinga. Brasília, DF, [2014]. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/noticias/noticia-acom-2018-04-2974>. Acesso em: 03 oct. 2023.

CABRAL JÚNIOR, Jório Bezerra; LUCENA, Rebecca Luna. Analysis of precipitations by non-parametric tests of Mann-Kendall and Kruskal-Wallis. *Mercator*, Fortaleza, v. 19, [s.n.], dez. 2019. Disponível em: <http://www.mercator.ufc.br/mercator/article/view/e19001>. Acesso em: 13 set. 2025. DOI: 10.4215/rm2020.e19001.

CAMACAM, B. L. M. .; MESSIAS, C. M. B. de O. Food potential of fruits and plants of the caatinga: integrative review. *Research, Society and Development*, [S. l.], v. 11, n. 9, p. e39911931997, 2022. DOI: 10.33448/rsd-v11i9.31997. Disponível em: <https://rsdjournal.org/index.php/rsd/article/view/31997>. Acesso em: 19 fev. 2025.

CAVALCANTE, K. L. A importância da prevenção, controle e combate aos incêndios florestais na preservação do meio ambiente / The importance of prevention, control and control of forest fires in preservation of the environment. *Brazilian Journal of*

Development, [S. l.], v. 5, n. 12, p. 32346–32354, 2019. DOI: 10.34117/bjdv5n12-304. Disponível em: <https://ojs.brazilianjournals.com.br/ojs/index.php/BRJD/article/view/5644>. Acesso em: 21 fev. 2025.

CAVALLI, A.; FIGUEIREDO, T.; FONSECA, F.; HERNÁNDEZ, Z. Incêndios e áreas ardidas nos últimos 25 anos do distrito de Bragança, Portugal: análise e estimativa de consequências para o recurso solo. **Territorium**, v. 26, n. 1, p. 123-132, 2019. http://dx.doi.org/10.14195/1647-7723_26-1_9

CHAZDON, R. L. et al. Carbon sequestration potential of second-growth forest regeneration in the Latin American tropics. **Science Advances**, [S. l.], v. 2, n. 5, 13 maio 2016. DOI: 10.1126/sciadv.1501639. Disponível em: <https://doi.org/10.1126/sciadv.1501639>. Acesso em: 10 jun. 2025.

CORRÊA, C.; HAHNEMANN, A. Importância dos Corpos de Bombeiros no subsídio às perícias em incêndio em vegetação: uma abordagem sobre Pernambuco. **Concilium**, [S. l.], v. 22, n. 6, p. 539–554, 2022. DOI: 10.53660/CLM-571-649. . Acesso em: 4 out. 2023.

CORRÊA, T. R.; DIAS, D. P. Fire focus and its relationships with rainfall and air temperature in Jataí, Goiás, Brazil. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, [S. l.], v. 18, n. 2, p. 44–49, 2023. DOI: 10.18378/rvads.v18i2.9568. Disponível em: <https://www.gvaa.com.br/revista/index.php/RVADS/article/view/9568>. Acesso em: 9 fev. 2025.

CREGO, R.D.; MASOLELE, M. M.; CONNETTE, G.; STABACH, J. A. Enhancing animal movement analyses: spatiotemporal matching of animal positions with remotely sensed data using Google Earth Engine and R. **Remote Sensing**, v. 13, n. 20, p. 4154, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs13204154>. Acesso em: 18 out. 2024.

CRISPIM, C. M. R. Proposta de arquitetura segura de centrais de incêndio em nuvem. Dissertação (Mestrado Profissional em Ciência da Computação) - Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2020. . Acesso em: 25 set. 2023.

DOS SANTOS, F. M. M. et al. Flora herbácea de uma área de Caatinga no Vale do Pajeú, Itapetim, Pernambuco, Brasil. In: CONIMAS - I CONGRESSO INTERNACIONAL DE MEIO AMBIENTE E SOCIEDADE E III CONGRESSO INTERNACIONAL DO SEMIÁRIDO, 2019. Disponível em: <https://editorarealize.com.br/artigo/visualizar/63556>. Acesso em: 4 out. 2023

DRISCOLL, D. A. et al. How fire interacts with habitat loss and fragmentation. **Biological Reviews of the Cambridge Philosophical Society**, [S. l.], v. 96, n. 3, p. 976-998, jun. 2021. DOI: 10.1111/brv.12687. Acesso em: 09 jun. 2025.

DUTRA JÚNIOR, M. P. .; MARANGON, L. C. .; GONÇALVES, M. da P. M. .; FELICIANO, A. L. P. . Análise fitossociológica e de indicadores ecológicos em duas áreas de Caatinga com históricos diferentes de uso no Sertão Paraibano. **Ciência Florestal**, [S. l.], v. 32, n. 3, p. 1439–1459, 2022. DOI: 10.5902/1980509865774.

Disponível em: <https://periodicos.ufsm.br/cienciaflorestal/article/view/65774>. Acesso em: 21 fev. 2025.

EL KENAWY, A. M.; HEREHER, M. E.; ROBAA, S. M. An assessment of the accuracy of MODIS land surface temperature over Egypt using ground-based measurements. *Remote Sensing*, v. 11, p. 1-29, 2019. <https://doi.org/10.3390/rs11202369> . Acesso em: 4 out. 2024.

ELOY, L. et al. Seasonal fire management by traditional cattle ranchers prevents the spread of wildfire in the Brazilian Cerrado. **Ambio**, [S. l.], v. 48, n. 8, p. 890-899, ago. 2019. DOI: 10.1007/s13280-018-1118-8. Acesso em: 10 jun. 2025.

EMBRAPA - EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA. Diagnóstico Ambiental do Município de Floresta, Pernambuco. Rio de Janeiro-RJ: EMBRAPA, 2001. (Circular Técnica, 10 ISSN 1517-5146). Disponível em: < <https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/338510/diagnostico-ambiental-do-municipio-de-floresta-pernambuco> >. Acesso em: 17 de out. 2023.

EMBRAPA Informação Tecnológica; EMBRAPA Semiárido. *Preservação e uso da Caatinga*. Brasília, DF: Embrapa Informação Tecnológica, 2007. 39 p. (ABC da Agricultura Familiar, 16). ISBN 978-85-7383-399-7. Disponível em: <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/122743/1/00081410.pdf>. Acesso em: 19 fev. 2025.

EZENDE, T. M.; ALVES FILHO, E. Patrulheiros do fogo: alunos monitorando o fogo para uma cidade sustentável. *Caderno Pedagógico*, [S. l.], v. 20, n. 11, p. 5075–5096, 2023. DOI: 10.54033/cadpedv20n11-008.. Acesso em 11 sep. 2024.

FERNANDES, A. C. G.; COUTINHO, M. A. N.; SANTOS, V. G.; NASCIMENTO, C. R. Utilização de intervalos de índices de vegetação e temperatura da superfície para detecção de queimadas. **Caderno de Ciências Agrárias**, v. 8, n. 2, p. 30–40, 2016. Disponível em: <https://periodicos.ufmg.br/index.php/ccaufmg/article/view/2845>. Acesso em <https://doi.org/10.3390/fire1030049>. Acesso em: 20 out. 2023.

FERREIRA, J. M. S.; FERREIRA, H. S.; SILVA, H. A.; SANTOS, A. M. dos; GALVÍNCIO, J. D. Análise espaço-temporal da dinâmica da vegetação de Caatinga no município de Petrolina - PE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 5, n. 4, p. 904–922, 2012. DOI: 10.26848/rbgf.v5i4.232892. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/232892>. Acesso em: 21 fev. 2025.

FIGUEIRAS, Célia Manuela da Silva. *Contributo para a criação de um WebSig para apoiar a Redução do Risco de Incêndio Rural a Nível Local*. 2022. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Letras da Universidade do Porto, Porto, 2022. Disponível em: <https://hdl.handle.net/10216/145620>. Acesso em: 19 de fev. 2025.

FLORIANO, E. P. Germinação e dormência de sementes florestais. *Caderno Didático*, n. 2, 1. ed. Santa Rosa, 2004. 19 p. il. Acesso em: 14 de nov. 2024.

FRANCA ROCHA, W. J. S.; VASCONCELOS, R. N.; DUVERGER, S. G.; COSTA, D. P.; SANTOS, N. A.; FRANCA ROCHA, R. O.; DE SANTANA, M. M. M.; ALENCAR, A. A. C.; ARRUDA, V. L. S.; SILVA, W. V. d.; FERREIRA-FERREIRA, J.; OLIVEIRA, M.; BARBOSA, L. S.; CORDEIRO, C. L. Mapping Burned Area in the Caatinga Biome: Employing Deep Learning Techniques. *Fire*, v. 7, n. 12, p. 437, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.3390/fire7120437>>. Acesso em: 23 abr. 2025.

FRANCA-ROCHA, W.; SILVA, A. D. B.; NOLASCO, M. C.; LOBÃO, J.; BRITTO, D.; CHAVES, J. M.; ROCHA, C. D. Levantamento da cobertura vegetal e do uso do solo do Bioma Caatinga. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 13., 2007, Florianópolis. *Anais...* Florianópolis: INPE, 2007. p. 2629-2636. Disponível em: <http://mar.te.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.16.02.49/doc/2629-2636.pdf>. Acesso em: 19 fev. 2025.

FREIRE-SILVA, Jadson; PAZ, Yenê Medeiros; LIMA-SILVA, Pedro Paulo; PEREIRA, João Antonio dos Santos; CANDEIAS, Ana Lúcia Bezerra. Índices de vegetação do sensoriamento remoto para processamento de imagens na faixa do visível (RGB). **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, Recife, v. 9, n. 4, p. 228-239, 2019. DOI: <https://doi.org/10.29150/jhrs.v9.4.p228-239>. Acesso em: 01 de nov. 2024.

FUENTES-RAMIREZ, A. et al. Short-term response of soil microorganisms, nutrients and plant recovery in fire-affected *Araucaria araucana* forests. *Applied Soil Ecology*, v. 131, p. 99-106, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.apsoil.2018.08.010>. Acesso em: 01 de nov. 2024.

Gao, B. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote Sensing of Environment**, 58(3), 257-266. 1996. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3). Acesso em: 01 de nov. 2024.

GENUINO, L. P.; DIAS, G. L.; RODRIGUES, R. H. A.; LYRA, M. R. C. C.; BARBOSA, I. M. B. R. **MapBiomias como ferramenta na gestão para a sustentabilidade de recursos naturais no Brasil: uma revisão cienciométrica e sistemática**. *RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar*, v. 4, n. 12, p. e4124641, 2023. DOI: 10.47820/recima21.v4i12.4641. Disponível em: <https://recima21.com.br/index.php/recima21/article/view/4641>. Acesso em: **20 fev. 2025**.

GILES, A. L. et al. Indicadores ecológicos simples avaliam o sucesso da regeneração das florestas amazônicas. **Communications Earth & Environment**, [S. l.], v. 5, n. 780, 20 dez. 2024. DOI: 10.1038/s43247-024-01949-9. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01949-9>. Acesso em: 08 jun. 2025.

GORELICK, Noel; HANCHER, Matt; DIXON, Mike; ILYUSHCHENKO, Simon; THAU, David; MOORE, Rebecca. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 1 dez. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>. Acesso em: 18 out. 2024.

GOUVEIA, J. R. F. de; NASCIMENTO, C. R.; OLIVEIRA JÚNIOR, J. G. de; MOURA, G. B. de A.; LOPES, P. M. O. Caracterização de cicatrizes de queimadas nas mesorregiões do Sertão e São Francisco Pernambucano a partir de dados do sensor

MODIS. **Revista Brasileira de Geografia Física**, [S. l.], v. 14, n. 2, p. 881–996, 2021. DOI: 10.26848/rbgf.v14.2.p881-996. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/246099>. Acesso em: 14 set. 2024.

GUEDES, J.; SILVA, S. M. P. da. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação: princípios físicos, sensores e métodos. **Revista ACTA Geográfica**, v. 12, n. 29, maio/ago. 2018. DOI: <https://doi.org/10.18227/2177-4307.acta.v12i29.4001>. Acesso em: 14 set. 2024.

GÜNERALP, B. et al. Tendências na expansão, densidade e transições de terras urbanas de 1970 a 2010: uma síntese global. **Environmental Research Letters**, [S. l.], v. 15, n. 4, 044015, 20 mar. 2020. DOI: 10.1088/1748-9326/ab6669. Acesso em: 17 jun. 2025.

GUO, Y. et al. Global expansion of wildland-urban interface intensifies human exposure to wildfire risk in the 21st century. **Science Advances**, [S. l.], v. 10, n. 45, eado9587, 8 nov. 2024. DOI: 10.1126/sciadv.ado9587. Acesso em: 10 jun. 2025.

HENDGES, E. R. .; FOLLADOR, F. A. C. .; ANDRES, J. Correlation study between land use and cover mapping with surface temperature registered by Landsat satellite 8. **Sociedade & Natureza**, [S. l.], v. 32, p. 357–366, 2020. DOI: 10.14393/SN-v32-2020-42828. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/sociedadennatureza/article/view/42828>. Acesso em: 21 fev. 2025.

HERRMANN, P. B.; NASCIMENTO, V. F.; FREITAS, M. W. D. de. Sensoriamento Remoto Aplicado à Análise de Fogo em Formações Campestres: Uma Re-visão Sistemática. **Revista Brasileira de Cartografia**, [S. l.], v. 74, n. 2, p. 437–458, 2022. DOI: 10.14393/rbcv74n2-63739. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/63739>. Acesso em: 21 fev. 2025.

HUETE, A. R. **A soil-adjusted vegetation index (SAVI)**. *Remote Sensing of Environment*, v. 25, n. 3, p. 295-309, ago. 1988. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X). Acesso em: 14 set. 2024.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Cidades e Estados. 2022. Disponível em < <https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/pe/floresta.html>>. Acesso 18 nov. 2024.

IBGE - INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. Manual técnico da vegetação brasileira. 2.ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2012. 271p

INPE- INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Monitoramento dos Focos Ativos por Biomas e Estados. Disponível no endereço: http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/situacao-atual/estatisticas/estatisticas_estados/> Acesso em: 17 de out. 2023.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). Biomas brasileiros: Caatinga. Rio de Janeiro: IBGE, 2019. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br>. Acesso em: 10 out. 2023.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISA ESPACIAL (Brasil). Programa Queimadas: monitoramento dos focos ativos por países. Disponível em: <http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas/#graficos>. Acesso em : 11 sep. 2024.

JACOMINE, P. K. T.; CAVALCANTI, A. C.; BURGOS, N.; PESSOA, S. C. P. Levantamento exploratório – reconhecimento de solos do Estado de Pernambuco. Recife, MA/DNPEA – SUDENE/DRN, 1973. v. 1. Disponível em: <http://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/infoteca/handle/doc/331168>. Acesso: 19 de set. 2025.

JARDIM, A. M. R. F.; ARAÚJO JÚNIOR, G. N.; SILVA, M. V.; SANTOS, A.; SILVA, J. L. B.; PANDORFI, H.; OLIVEIRA-JÚNIOR, J. F.; TEIXEIRA, A. H. C.; TEODORO, P. E.; LIMA, J. L. M. P. de. Using Remote Sensing to Quantify the Joint Effects of Climate and Land Use/Land Cover Changes on the Caatinga Biome of Northeast Brazilian. **Remote Sensing**, v. 14, n. 8, p. 1911, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14081911>. Acesso em: 19 nov. 2022.

KALNAY, E.; CAI, M. Impact of urbanization and land-use change on climate. **Revista Nature**, v. 423, n. 6939, p. 528-531, 2003. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature01675>. Acesso em: 19 nov. 2022.

KEY, C. H.; BENSON, N. C. Measuring and remote sensing of burn severity: the CBI and NBR. In: NEUENSCHWANDER, L. F.; RYAN, K. C. (ed.). Proceedings Joint Fire Science Conference and Workshop, v. II, Boise, ID, 15-17 jun. 1999. University of Idaho and International Association of Wildland Fire, 1999. p. 284. Disponível em: <http://fsp.nifc.gov/conferenceproe/index.htm>. Acesso em: 19 out. 2024.

KOUTSIAS, N.; KARTERIS, M. Logistic regression modelling of multitemporal Thematic Mapper data for burned area mapping. *International Journal of Remote Sensing*, v. 19, n. 18, p. 3499–3514, 1998. DOI: 10.1080/014311698213777 . Acesso em: 19 out. 2024.

LARIS, P.; JO, A.; WECHSLER, S. P. Effects of landscape pattern and vegetation type on the fire regime of a mesic savanna in Mali. **Journal of Environmental Management**, [S. l.], v. 227, p. 134-145, 1 dez. 2018. DOI: 10.1016/j.jenvman.2018.08.091. Acesso em: 10 jun. 2025.

LÁZARO, Elandes Borges; MARTINS, Fernanda Gabriela Costa; CAPINGOTE, Maria Clara Messias; PIRES, Naira Millena da Silva; DIAS, Débora Mirtes do Santos Ravagnani; FREIRE FILHA, Lindomar Guedes. O ser humano e o domínio do fogo. **Gestão & Tecnologia**, Faculdade Delta, Ano XII, v. 1, ed. 36, jan./jun. 2023. Disponível em: <https://faculdadedelta.edu.br/revistas3/index.php/gt/article/view/149/81>. Acesso em: 19 de fev. 2025.

LEAL, I. R.; SILVA, J. M. C.; TABARELLI, M. Changing the course of biodiversity conservation in the Caatinga of Northeastern Brazil. **Conservation Biology**, v. 19, n. 3, p. 701-706, 2005. DOI: 10.1111/j.1523-1739.2005.00703.x. Acesso em: 19 out. 2024.

LEITE, Cândida Caroline Souza de Santana; SANTOS, Sarah Moura Batista dos; FRANCA ROCHA, Washington de Jesus Sant; SILVA, Ardemirio de Barros; BAPTISTA, Gustavo Macedo de Mello. Análise dos incêndios ocorridos no Parque Nacional da Chapada Diamantina-Bahia em 2008 e 2015 com suporte em índices espectrais de vegetação. *Revista Brasileira de Cartografia*, [S. l.], v. 69, n. 6, 2017. DOI: <https://doi.org/10.14393/rbcv69n6-44315>. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/44315>. Acesso em: 19 out. 2024.

LEMOS, Gabriel Bruno de. **Precificação de derivativos climáticos no Brasil**: uma abordagem estatística alternativa e construção de um algoritmo em R. 2014. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agronômica) - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2014. doi:10.11606/D.11.2014.tde-07042014-172230. Acesso em: 16 jan. 2025

LI, Huan et al. A Google Earth Engine-enabled software for efficiently generating high-quality user-ready Landsat mosaic images. **Environmental Modelling & Software**, [S.l.], v. 112, p. 16-22, 2019. ISSN 1364-8152. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364815218301944>. Acesso em: 16 jan. 2025. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.11.004>.

LOPES, Helio L. et al. Espacialização da umidade do solo por meio da temperatura da superfície e índice de vegetação. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** [online], v. 15, n. 9, p. 973-980, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S1415-43662011000900014>. Epub em: 18 out. 2011. ISSN 1807-1929. Acesso em: 17 out. 2024.

LOPES, Helio L. Parâmetros biofísicos na detecção de mudanças na cobertura e uso do solo em bacias hidrográficas. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental** [online], v. 14, n. 11, p. 1210-1219, nov. 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S1415-43662010001100011>. Epub em: 22 nov. 2010. ISSN 1807-1929. Acesso em: 17 out. 2024.

MAPBIOMAS. Coleção 6 da Série Anual de Mapas de Cobertura e Uso do Solo do Brasil. 2021. Disponível em: <<https://mapbiomas.org>>. Acesso em: 9 fev. 2025.

MAPBIOMAS. O Brasil perdeu área de vegetação nativa equivalente a 10% do território nacional entre 1985 e 2019. MapBiomas, 28 ago. 2020. Disponível em: <https://brasil.mapbiomas.org/2020/08/28/o-brasil-perdeu-area-de-vegetacao-nativa-equivalente-a-10-do-territorio-nacional-entre-1985-e-2019>. Acesso em: 20 fev. 2025.

MARIANO, D. A.; SANTOS, C. A. C. dos; WARDLOW, B. D.; ANDERSON, M. C.; SCHILTMAYER, A. V.; TADESSE, T.; SVOBODA, M. D. Use of remote sensing indicators to assess effects of drought and human-induced land degradation on ecosystem health in Northeastern Brazil. **Remote Sensing of Environment**, v. 213,

p. 129-143, 2018. ISSN 0034-4257. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.048>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0034425718302050>. Acesso em: 20 fev. 2025.

MARKHAM, B. L.; BONCYK, W. C.; HELDER, D. L.; BARKER, J. L. Landsat-7 Enhanced Thematic Mapper Plus Radiometric Calibration. **Canadian Journal of Remote Sensing**, v. 23, n. 4, p. 318-332, 2014. DOI: 10.1080/07038992.1997.10855218. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/07038992.1997.10855218>. Acesso em: 17 jun. 2025.

MARKHAM, Brian L. et al. Landsat 8: status and on-orbit performance. In: SENSORS, SYSTEMS, AND NEXT-GENERATION SATELLITES XIX, 2015, Toulouse, France. **Proceedings of SPIE**, v. 9639. Bellingham, WA: SPIE, 2015. p. 963908. DOI: 10.1117/12.2194905. Disponível em: <https://doi.org/10.1117/12.2194905>. Acesso em: 18 jun. 2025.

MARTINS, Kyegla Beatriz da Silva et al. Reflectância, variação da temperatura e conteúdo de água do solo em caatinga degradada na Paraíba. **Revista Brasileira de Sensoriamento Remoto**, v. 5, n. 2, p. 043-058, 2024. Submetido em: 02 jan. 2024; revisado em: 22 fev. 2024; aceito em: 29 mar. 2024. ISSN: 2675-5491. DOI: 10.5281/zenodo.14613195. Acesso em: 24 out. 2024.

MARTINS, L. M. B. O risco de incêndio florestal: a importância de um plano de gestão de combustíveis: o caso de Vieira do Minho. 2017. Tese de Doutorado. 137f. Universidade do Minho- Instituto de Ciências Florestais. Disponível em: <<https://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/54428?mode=full>> Acesso em 15 out. 2023.

MELO, A. C. G. DE; DURIGAN, G. Impacto do fogo e dinâmica da regeneração da comunidade vegetal em borda de Floresta Estacional Semidecidual (Gália, SP, Brasil). **Brazilian Journal of Botany**, [S. l.], v. 33, n. 1, p. 37–50, jan. 2010. DOI: 10.1590/S0100-84042010000100005. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0100-84042010000100005>. Acesso em: 09 jun. 2025.

MENDES, O. R.; DANELICHEN, V. H. M.; PEREIRA, O. A. Avaliação da temperatura da superfície no Pantanal Mato-Grossense por sensoriamento remoto. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 12, n. 5, p. 1784–1793, 2019. DOI: 10.26848/rbgf.v12.5.p1784-1793. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/238328>. Acesso em: 21 fev. 2025.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. Caatinga. Brasília, DF: MMA, 2020. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/biodiversidade-e-biomas/biomas-e-ecossistemas/biomas/caatinga>. Acesso em: 19 fev. 2025.

MOTHÉ, R.; SIQUEIRA, J. MENDESJ. MENDES JUNIOR, A.; MOTHÉ, G. One Health Pela Perspectiva da Saúde Ambiental: Incêndios Florestais. Enciclopedia **BiosferA**, [S. l.], v. 17, n. 34, 2020. DOI: 10.18677/EnciBio_2020D28. Acesso em: 4 out. 2023

NASA. Disponível em <https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/> acesso em 15 de Mai. 2024.

NHONGO, E. 2018. Estudo sobre incêndios florestais na floresta de miombo Reserva do Niassa-Moçambique, com base em dados de sensoriamento remoto. Tese 2018. 117f. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

NOGUEIRA, Sara Sebastiana. Análise da eficiência dos índices de queimada no domínio fitogeográfico Caatinga, no estado de Pernambuco. 2024. 73 f. Dissertação (Mestrado em Ciências Florestais) – Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 2024.

NOURELDEEN, N.; MAO, K.; YUAN, Z.; SHEN, X.; XU, T.; QIN, Z. Analysis of the spatiotemporal change in land surface temperature for a long-term sequence in Africa (2003–2017). **Remote Sensing**, v. 12, n. 3, p. 488, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12030488>. Acesso em: 18 out. 2024.

OLIVEIRA, GILMARA M; BARBOSA, LAISE G; MATIAS, JANETE R; SILVA, JOSE E.S.B.; RIBEIRO, RENATA C; DANTAS, BÁRBARA FRANÇA. Germinação de sementes de espécies arbóreas nativas da caatinga em diferentes temperaturas. **Scientia Plena**, [S. l.], v. 10, n. 4(a), 2014. Disponível em: <https://www.scientiaplenu.org.br/sp/article/view/1790>. Acesso em: 21 fev. 2025.

PANIDI, E.; RYKIN, I.; KIKIN, P.; KOLESNIKOV, A. Cloud-desktop remote sensing data management to ensure time series analysis, integration of QGIS and Google Earth Engine. The International Archives of the Photogrammetry, **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. XLIII-B4-2020, p. 553-560, 25 ago. 2020. DOI: <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2020-553-2020>. Acesso em: 18 out. 2024.

PAREDES-TREJO, Franklin et al. Impacto da Seca na Produtividade e Degradação da Terra no Semiárido Brasileiro. **Terra**, v. 12, n. 5, p. 954, abr. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/land12050954>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/journal/land>. Acesso em: 17 jun. 2025.

PARENTE, L.; TAQUARY, E.; SILVA, A. P.; SOUZA, C.; FERREIRA, L. Next Generation Mapping: Combining Deep Learning, Cloud Computing, and Big Remote Sensing Data. **Remote Sensing**, v. 11, p. 2881, 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11232881>. Acesso em: 18 out. 2024.

PEREIRA, G. H. A. Detecção de incêndios em imagens de sensoriamento remoto: um estudo integrando os satélites Landsat-8, Sentinel-2 e inteligência artificial. 2021. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2021.

PIO, F. P. B.; VIEIRA, E. M. Determinação das Áreas Atingidas por Queimadas em Bacias Hidrográficas por meio do Índice De Queimada (NBR), Estudo de Caso da Bacia do Rio Piracicaba-MG. **Revista Brasileira de Geografia Física**, [S. l.], v. 13, n. 1, p. 087–101, 2020. DOI: 10.26848/rbgf.v13.1.p087-101. Disponível em:

<https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/240949>. Acesso em: 20 fev. 2025.

PIRAJÁ, Rennan Vilhena; OLIVEIRA, Ademir Kleber Morbeck; MATIAS, Rosemary; REZENDE FILHO, Ary Tavares. O Uso do Índice Espectral Delta ΔNBR Utilizando Dados Sentinel 2 Para Identificar e Delimitar Áreas Queimadas, Utilizando Como Modelo Uma Área do Pantanal de Nhecolândia, Mato Grosso Do Sul. **RAEGA - O Espaço Geográfico em Análise**, [S. l.], v. 56, p. 24–42, 2023. DOI: 10.5380/raega.v56i0.85434. Disponível em: <https://revistas.ufpr.br/raega/article/view/85434>. Acesso em: 16 jul. 2025.

PRADO, L. B.; MARCATTI, G. E.; PEREIRA, M. A.; JÚNIOR, J. R. A.; SANTOS, F.; SILVA, P. A. A.; HIRSCH, A.; PINHEIRO, D. C.; SANTOS, A. C. R.; PIMENTA, F. M.; ATAÍDE, G. M.; CASTRO, R. V. O.; FERREIRA, M. C.; PINTO, W. S.; TEIXEIRA, F. A.; PEREIRA, G. Uso do Google Earth Engine como instrumento de identificação de anomalias climáticas no Brasil. *Proceedings XXIII GEOINFO*, São José dos Campos, SP, Brasil, p. 346-352, 28-30 nov. 2022. Disponível em: <http://mtcm16c.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtcm16c/2022/12.16.16.40/doc/thisInformationItemHomePage.html>. Acesso em: 05 out. 2023.

RIBEIRO, A. G. As Escalas do clima. *Boletim de Geografia Teorética*, Rio Claro, v. 23, p. 288-294, 1993

RODAL, M. J. N.; SAMPAIO, E. V. S. B.; FIGUEREDO, M. A. Manual sobre método de estudo florístico e fitossociológico: ecossistema Caatinga. Brasília: Sociedade Botânica do Brasil, 24p. 2013.

RODRIGUES, J. J.; EUZEBIO, U.; MOREIRA, A. L. da C. Representações de valoração do bioma Caatinga como processo de formação e indicação para conservação. *Conjecturas*, [S. l.], v. 22, n. 8, p. 824–846, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.53660/CONJ-1258-V19>. Acesso em: 3 out. 2023.

ROUSE, J. W. Jr.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring the vernal advancement of retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. *NASA/GSFC, Type III, Final Report*, Greenbelt, MD, 1974. Relatório Técnico. Disponível em: <https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19730017588/downloads/19730017588.pdf>. Acesso em: 20 fev. 2025.

RUFFAULT, J. et al. Plant hydraulic modelling of leaf and canopy fuel moisture content reveals increasing vulnerability of a Mediterranean forest to wildfires under extreme drought. **New Phytologist**, [S. l.], 11 nov. 2022. DOI: 10.1111/nph.18614. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/nph.18614>. Acesso em: 10 jun. 2025.

Sales et al. Produtos florestais não madeireiros: impactos socioeconômicos e relações com a conservação da biodiversidade na Caatinga. In: I CONIMAS e III CONIDIS/2019 - Vol 2. Campina Grande: Realize Editora, 2020. p. 261-276. Disponível em: <https://editorarealize.com.br/artigo/visualizar/65038>. Acesso em: 19 fev. 2025.

SALOMÃO, N. V. et al. The Homogenization of two Different Natural Ecosystems by Conversion to Pasture in the Southern Espinhaço, Brazil. **Floresta e Ambiente**, [S. l.],

v. 28, n. 2, e20190077, 2021. DOI: 10.1590/2179-8087-FLORAM-2019-0077. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/2179-8087-FLORAM-2019-0077>. Acesso em: 10 jun. 2025.

SANTOS, A. M. da S.; BRUNO, R. de L. A.; CRUZ, J. de O.; SILVA, I. de F. da; ANDRADE, A. P. de. Variabilidade espacial do banco de sementes em área de Caatinga no Nordeste do Brasil. **Ciência Florestal**, [S. l.], v. 30, n. 2, p. 542–555, 2020. DOI: 10.5902/1980509840039. Acesso em: 4 out. 2023

SANTOS, B. A.; OLIVEIRA, M. D. S.; SILVA, P. N.; SANTOS, J. G. M.; MATTOS, E. V.; REBOITA, M. S. Distribuição Espaço-Temporal dos Focos de Calor no Estado de Minas Gerais. *Anuário do Instituto de Geociências* [online], v. 42, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.11137/2019_3_64_84. Acesso em: 12 set. 2024.

SANTOS, C. O. DOS et al. Livestock intensification and environmental sustainability: An analysis based on pasture management scenarios in the brazilian savanna. **Journal of Environmental Management**, [S. l.], v. 355, 120473, mar. 2024. DOI: 10.1016/j.jenvman.2024.120473. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120473>. Acesso em: 09 jun. 2025.

SANTOS, C. V. B.; CARVALHO, H. F. S.; SILVA, M. J.; MOURA, M. S. B.; GALVINCIO, J. Uso de sensoriamento remoto na análise da temperatura da superfície em áreas de floresta tropical sazonalmente seca. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 3, p. 941–957, 2020. DOI: 10.26848/rbgf.v13.3.p941-957. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/245348>. Acesso em: 10 set. 2024.

SANTOS, C. V. B.; CARVALHO, H. F. S.; SILVA, M. J.; MOURA, M. S. B.; GALVÍNCIO, J. Uso de sensoriamento remoto na análise da temperatura da superfície em áreas de floresta tropical sazonalmente seca. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 3, p. 941–957, 2020. DOI: 10.26848/rbgf.v13.3.p941-957. Disponível em: <https://periodicos.ufpe.br/revistas/index.php/rbgfe/article/view/245348>. Acesso em: 21 fev. 2025.

SANTOS, Marcos de Oliveira dos et al. Sobrevivendo aos extremos de temperatura: tolerância térmica em giros da Caatinga. *SSRN Electronic Journal*, [S.l.], 2022. Disponível em: <https://ssrn.com/abstract=4233936>. DOI: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4233936>. Acesso em: 11 set. 2024.

SANTOS, S. M. B. dos; BENTO-GONÇALVES, A.; VIEIRA, A.; SANTOS, J.; GANEM, K. A.; FRANCA-ROCHA, W.; FIGUEIREDO, R. M.; DUVERGER, S. G. Avaliação da regeneração da vegetação pós-incêndio no Parque Nacional da Chapada Diamantina do Brasil através de sensoriamento remoto. *Physis Terrae - Revista Ibero-Americana de Geografia Física e Ambiente*, Guimarães, Portugal, v. 4, n. 1-2, p. 1–19, 2022. DOI: 10.21814/physisterrae.4482. Disponível em: <https://revistas.uminho.pt/index.php/physisterrae/article/view/4482>. Acesso em: 11 dez. 2023.

SANTOS, T. da S.; BARROS, R. P. Entomofauna em área de Caatinga no município de Batalha – AL. **Revista Ambientale**, [S. l.], v. 13, n. 2, p. 53–59, 2021. DOI: 10.48180/ambientale.v13i2.291.. Acesso em: 25 set. 2023.

SANTOS, V. B. dos. Relação entre temperatura de superfície terrestre e uso e ocupação do solo nos municípios de São Miguel do Oeste e Itapiranga (SC). 2023. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental: Análise e Tecnologia Ambiental) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Francisco Beltrão, 2023. Acesso em: 11 dez. 2023.

SANTOS, Valdemar Batista dos. Relação entre temperatura de superfície terrestre e uso e ocupação do solo nos municípios de São Miguel do Oeste e Itapiranga (SC). 2023. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental: Análise e Tecnologia Ambiental) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Francisco Beltrão, 2023.

SANTOS, W. DE S.; SOUTO, P. C.; SOUTO, J. S.; MENDONÇA, I. F. C. de; SOUTO, L. S.; MARACAJÁ, P. B. Estimativa dos riscos de ocorrência de incêndios florestais no Parque Estadual Pico do Jabre, na Paraíba Agropecuária Científica do Semiárido, Patos, v. 11, n. 1, p. 80-84, 2015. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.30969/acsa.v11i1.649>. Acesso em: 27 out. 2023.

SAULINO, L.; RITA, A.; MIGLIOZZI, A.; MAFFEI, C.; ALLEVATO, E.; GARONNA, A. P.; SARACINO, A. Detecção da gravidade das queimadas em tipos de florestas mediterrânicas por meio da combinação de imagens de satélite de resolução espacial média e dados de campo. **Remote Sensing**, v. 12, n. 4, p. 741, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12040741>. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/12/4/741>. Acesso em: 20 fev. 2025.

SCHEPERS, L.; HAEST, B.; VERAVERBEKE, S.; SPANHOVE, T.; VANDEN BORRE, J.; GOOSSENS, R. Burned area detection and burn severity assessment of a heathland fire in Belgium using airborne imaging spectroscopy (APEX). **Remote Sensing**, v. 6, n. 3, p. 1803-1826, 2014. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs6031803>. Disponível em: 10 set. 2023.

SCHMIDT, D. M.; LIMA, K. C.; JESUS, E. S. Variabilidade climática da disponibilidade hídrica na região semiárida do estado do Rio Grande do Norte. *Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ*, v. 41, n. 3, p. 483-491, 2018. ISSN 0101-9759. e-ISSN 1982-3908. DOI: https://doi.org/10.11137/2018_3_483_491. Acesso em: 20 fev. 2025.

SCHOENNAGEL, T.; SMITHWICK, E. A. H.; TURNER, M. G. Landscape heterogeneity following large fires: insights from Yellowstone National Park, USA. **International Journal of Wildland Fire**, [S. l.], v. 17, n. 6, p. 742-753, 2008. DOI: 10.1071/WF07146. Disponível em: <https://doi.org/10.1071/WF07146>. Acesso em: 10 jun. 2025.

SCHOTT, J. R.; GERACE, A.; RAQUENO, N.; IENTILUCCI, E.; RAQUENO, R.; LUNSFORD, A. W. Chasing the TIRS ghosts: calibrating the Landsat 8 thermal bands. In: EARTH OBSERVING SYSTEMS XIX, 2014, San Diego, Califórnia. *Anais [...]*. Bellingham: SPIE, 2014. v. 9218, p. A1-A20. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2063236>. Acesso em: 10 set. 2024.

SHIFLETT, S. A.; LIANG, L. L.; CRUM, S. M.; FEYISA, G. L.; WANG, J.; JENERETTE, G. D. Variation in the urban vegetation, surface temperature, air temperature nexus. **Science of the Total Environment**, v. 579, p. 495-505, 2017. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2016.11.069.

SILVA JUNIOR, J. A.; PACHECO, A. da P. Avaliação de incêndio em ambiente de Caatinga a partir de imagens Landsat-8, índice de vegetação realçado e análise por componentes principais. **Ciência Florestal**, [S. l.], v. 31, n. 1, p. 417–439, 2021. DOI: 10.5902/1980509843818. Acesso em: 17 out. 2024.

SILVA, C. V. S.; SILVA, J. L. B. da; MOURA, G. B. de A.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; SILVA, L. C. da. Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 708–717, 2019. DOI: 10.31413/nativa.v7i6.7646. Disponível em: <https://periodicoscientificos.ufmt.br/ojs/index.php/nativa/article/view/7646>. Acesso em: 17 out. 2024.

SILVA, C.; PORTELLA, A. C. F.; GIONGO, M. Meta-análise de estudos sobre o efeito do fogo nos biomas florestais em relação aos microrganismos fúngicos. **Advances in Forestry Science**, v. 7, n. 1, 2020. DOI: 10.34062/afs.v7i1.9339. Disponível em: <https://periodicoscientificos.ufmt.br/ojs/index.php/afor/article/view/9339>. Acesso em: 25 set. 2023.

SILVA, J. L. C.; VIDAL, C. A. S.; BARROS, L. M.; FREITA, F. R. V. Aspectos da degradação ambiental no Nordeste do Brasil. **Revista Gestão & Sustentabilidade Ambiental**, v. 7, n. 2, p. 180–191, 2018. DOI: 10.19177/rgsa.v7e22018180-191. Disponível em: https://portaldeperiodicos.animaeducacao.com.br/index.php/gestao_ambiental/article/view/6206. Acesso em: 3 mar. 2025.

SILVA, L. I. da; BAPTISTA, G. M. de M. Determination of the critical threshold for the occurrence of fires in the Parque Nacional de Brasília (Brazil) through temporal analysis using spectral indices. **Sociedade & Natureza**, [S. l.], v. 35, n. 1, 2023. DOI: 10.14393/SN-v35-2023-67446. Acesso em: 15 dec. 2023.

SILVA, Rafael Araújo da. Modelagem da umidade do solo utilizando imagem de satélite para análise da variação do solo/vegetação em Floresta – PE. 2018. 68 f. Dissertação (Mestrado em Meteorologia) – Instituto de Ciências Atmosféricas, Programa de Pós Graduação em Meteorologia, Universidade Federal de Alagoas, Maceió, 2018. Acesso em: 19 fev. 2025.

SOARES, D. M.. Avaliação do desempenho de índices de vegetação para análise do estado da vegetação antes da ocorrência de incêndios florestais no Parque Estadual do Itacolomi. 2022. 91 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Ambiental) – Núcleo de Pesquisas e Pós-Graduação em Recursos Hídricos, Universidade Federal de Ouro Preto, Ouro Preto, 2022

SOARES, D.C.P. Validação de métodos para teste de germinação de sementes de espécies florestais com madeira exportada. 2013. 67 f. Dissertação (Mestrado em fitotecnia) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2013.

SOUZA JR, C. M.; MARENGO, J.; FERREIRA, B.; RIBEIRO, J.; SCHIRMBECK, L. W.; SCHIRMBECK, J.; HIRYE, M.; CUNHA, A.; WIEDERHECKER, H. C.; LATUF, M. O. Seca severa na Amazônia em 2023 desencadeia perda de água superficial. **Pesquisa Ambiental: Clima**, v. 3, n. 4, p. 041002, 03 out. 2024. DOI: 10.1088/2752-5295/ad7c71. Disponível em: <https://doi.org/10.1088/2752-5295/ad7c71>. Acesso em: 02 mar. 2025.

SOUZA, C. M. JR. et al. Long-Term Annual Surface Water Change in the Brazilian Amazon Biome: Potential Links with Deforestation, Infrastructure Development and Climate Change. **Water**, [S. l.], v. 11, n. 3, 566, 2019. DOI: 10.3390/w11030566. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/w11030566>. Acesso em: 17 jun. 2025.

SOUZA, C. M. Jr.; SHIMBO, J. Z.; ROSA, M. R.; PARENTE, L. L.; ALENCAR, A. A.; RUDORFF, B. F. T.; HASENACK, H.; MATSUMOTO, M.; FERREIRA, L. G.; SOUZA-FILHO, P. W. M.; OLIVEIRA, S. W. de; ROCHA, W. F.; FONSECA, A. V.; MARQUES, C. B.; DINIZ, C. G.; COSTA, D.; MONTEIRO, D.; ROSA, E. R.; VÉLEZ-MARTIN, E.; WEBER, E. J. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. **Remote Sensing**, v. 12, n. 17, p. 2735, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/rs12172735>. Acesso em: 19 fev. 2025.

SOUZA, C.; AZEVEDO, T. MapBiomias General Handbook. *MapBiomias*, São Paulo, Brazil, p. 1–23, 2017. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/345239707>. DOI: 10.13140/RG.2.2.31958.88644. Acesso em: **19 fev. 2025**.

TABOADA-HERMOZA, R.; MARTÍNEZ, A. G. “No One Is Safe”: Agricultural Burnings, Wildfires and Risk Perception in Two Agropastoral Communities in the Puna of Cusco, Peru. **Fire**, [S. l.], v. 8, n. 2, p. 60, 1 fev. 2025. DOI: 10.3390/fire8020060. Acesso em: 10 jun. 2025.

TABUNTSCHIK, Vladimir; GORBUNOV, Romano; GORBUNOVA, Tatiana. Unveiling Air Pollution in Crimean Mountain Rivers: Analysis of Sentinel-5 Satellite Images Using Google Earth Engine (GEE). **Remote Sensing**, v. 15, n. 13, p. 3364, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15133364>. Acesso em: 19 out. 2024.

TEIXEIRA, Marília Gomes. *Unidades de conservação da Caatinga: distribuição e contribuições para conservação*. 2016. 70 f. Dissertação (Mestrado em Ecologia) – Centro de Biociências, Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2016. Disponível em: https://repositorio.ufrn.br/bitstream/123456789/21599/1/UnidadesConserva%C3%A7%C3%A3oCaatinga_Teixeira_2016.pdf. Acesso em: 19 fev. 2025.

US Geological Survey (USGS). Landsat Soil Adjusted Vegetation Index. Disponível em: <https://www.usgs.gov/Landsat-missions/Landsat-soil-adjusted-vegetation-index>. Acesso em 27 out. 2023.

VANCUTSEM, C. et al. Long-term (1990-2019) monitoring of forest cover changes in the humid tropics. **Science Advances**, [S. l.], v. 7, n. 10, eabe1603, 5 mar. 2021. DOI:

10.1126/sciadv.abe1603. Disponível em: <https://doi.org/10.1126/sciadv.abe1603>. Acesso em: 10 jun. 2025.

VAREJÃO-SILVA, M. A. Meteorologia e Climatologia. Versão digital 2. Recife. 2006. 463 p. Disponível em: https://icat.ufal.br/laboratorio/clima/data/uploads/pdf/METEOROLOGIA_E_CLIMATOLOGIA_VD2_Mar_2006.pdf. Acesso em: 21 fev. 2025.

WANISHSAKPONG, W.; NOTODIPUTRO, K. A. Locally weighted scatter-plot smoothing for analyzing temperature changes and patterns in Australia. **Meteorological Applications**, vol. 25, p. 357–364, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1002/met.1702>. Acesso em: 10 jun. 2025.

WENG, Q.; LU, D.; SCHUBRING, J. Estimation of land surface temperature - vegetation abundance relationship for urban heat island studies. **Remote Sensing of Environment**, Oxford, v. 89, n. 4, p. 467-483, fev. 2004. DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.005.

WENG, Qihao. Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 64, n. 4, p. 335-344, 2009. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2009.03.007. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092427160900046X>. Acesso em: 22 fev. 2025.

YUE, S.; ZHU, J.; CHEN, S.; XIE, Q.; LI, W.; LI, L.; REN, H.; SU, S.; LI, P.; MA, H.; FAN, Y.; CHENG, B.; WU, L.; DENG, J.; HU, W.; REN, L.; WEI, L.; ZHAO, W.; TIAN, Y.; PAN, X.; FU, P. **Brown carbon from biomass burning imposes strong circum-Arctic warming**. *One Earth*, v. 5, n. 3, p. 293-304, 18 mar. 2022. DOI: 10.1016/j.oneear.2022.02.006. . Acesso em: 19 de fev. 2025.

ZYLSTRA, P. et al. Mechanisms by which growth and succession limit the impact of fire in a south-western Australian forested ecosystem. **Functional Ecology**, [S. l.], 20 mar. 2023. DOI: 10.1111/1365-2435.14305. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1365-2435.14305>. Acesso em: 10 jun. 2025.