

**SARA SEBASTIANA NOGUEIRA**

**ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DOS ÍNDICES DE QUEIMADA NO DOMÍNIO  
FITOGEOGRÁFICO CAATINGA, NO ESTADO DE PERNAMBUCO**

**RECIFE**

**Pernambuco – Brasil**

**Fevereiro - 2024**

SARA SEBASTIANA NOGUEIRA

**ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DOS ÍNDICES DE QUEIMADA NO DOMÍNIO  
FITOGEOGRÁFICO CAATINGA, NO ESTADO DE PERNAMBUCO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciências Florestais, Área de Concentração: Manejo Florestal e Utilização de Produtos Florestais.

Orientador: Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva

Coorientador: Prof. Dr. Marco Antonio Diodato

Coorientador: Prof. Dr. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira

RECIFE

Pernambuco – Brasil

Fevereiro - 2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Universidade Federal Rural de Pernambuco  
Sistema Integrado de Bibliotecas  
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

---

N778a

Nogueira, Sara Sebastiana  
ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DOS ÍNDICES DE QUEIMADA NO DOMÍNIO FITOGEOGRÁFICO  
CAATINGA, NO ESTADO DE PERNAMBUCO / Sara Sebastiana Nogueira. - 2024.  
73 f. : il.

Orientador: Emanuel Araujo Silva.  
Coorientador: Marco Antonio Diodato, Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira.  
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais, Recife, 2024.

1. Sensoriamento remoto. 2. Incêndios florestais. 3. Semiárido. 4. Fogo. I. Silva, Emanuel Araujo, orient.  
II. Ferreira, Marco Antonio Diodato, Rinaldo Luiz Caraciolo, coorient. III. Título

CDD 634.9

---

SARA SEBASTIANA NOGUEIRA

**ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DOS ÍNDICES DE QUEIMADA NO DOMÍNIO  
FITOGEOGRÁFICO CAATINGA, NO ESTADO DE PERNAMBUCO**

Aprovado em: **29 de fevereiro de 2024.**

Banca Examinadora:

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Elisiane Alba  
(Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE/UAST)

---

Prof. Dr. Rudiney Soares Pereira  
(Universidade Federal de Santa Maria - UFSM)

Orientador:

---

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

RECIFE  
Pernambuco – Brasil  
Fevereiro – 2024

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, que sempre expressa seu cuidado e amor para comigo nos pequenos detalhes, me direcionando e me conduzindo durante toda a jornada, mesmo quando ousou duvidar e/ou questionar o próximo passo.

Aos meus pais (Maria Cledenilda e Gonçalo), meu irmão (Saullo Anthony), meu namorado (Jerffeson Lucas) e toda minha família que foram e são suporte e alicerce nos momentos mais difíceis até aqui. Agradeço por serem minha base e por acreditarem em mim, até mesmo quando não o faço. Obrigada por todo carinho e compreensão quando mais preciso.

Ao meu orientador Professor Dr. Emanuel Araújo Silva por toda paciência e confiança depositada no meu potencial para execução desse trabalho, se mostrando sempre humano quando necessário. Gratidão por todo direcionamento profissional e acadêmico nessa jornada.

Ao professor Christian Cunha e a minha parceira de laboratório Sthéfany Melo pelas tardes de Google Meet e por todo o suporte durante o processo de análise de dados. Agradeço por encontrar nesse caminho profissionais tão incríveis como vocês, dispostos a ajudar e compartilhar conhecimento.

Aos parceiros de laboratório Frank, Duberli, Lorena, Nicolas e a todos os que compõe o Laboratório de Sensoriamento Remoto (LASER) do Departamento de Ciências Florestais da UFRPE, por todo apoio quando necessário.

À UFRPE e ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais (PPGCF), pela oportunidade de ingressar nessa instituição e pelos conhecimentos adquiridos ao decorrer desses 2 anos de estudo e pesquisa. A todos os professores do PPGCF que me enriqueceram como profissional por meio dos seus ensinamentos neste período.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa durante esses 2 anos de pesquisa, permitindo-me executar e concluir este trabalho.

As minhas companhias de moradia que me trouxeram ao Ateliê Life (Paulo) e as que dividiram tantos momentos comigo nos finais de tarde desse apartamento

(Brenna e Robervânia), olhando o pôr do sol, trazendo uma palavra amiga e tentando amenizar a ansiedade dos dias corridos.

Aos amigos que a pós me trouxe (Erika, Daiza, Naldiran), que me acompanharam e me aguentaram em todas as etapas (leia-se surtos), acreditando e me mostrando quão capaz sou. Obrigada por me permitirem viver bons momentos em Recife e por tornarem os dias mais leves e menos “opressados”.

Enfim, agradeço a todos aqueles que direta ou indiretamente tem contribuído dia a dia para o meu crescimento como profissional e ser humano.

NOGUEIRA, SARA SEBASTIANA. **ANÁLISE DA EFICIÊNCIA DOS ÍNDICES DE QUEIMADA NO DOMÍNIO FITOGEOGRÁFICO CAATINGA, NO ESTADO DE PERNAMBUCO.** 2024. Orientador: Emanuel Araújo Silva. Coorientador: Marco Antonio Diodato, Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira.

## RESUMO

A baixa precipitação pluviométrica proporciona condições que podem vir a favorecer a propagação de queimadas, podendo ainda ser evidenciado no período anual de estiagem, agravando-se nos longos períodos de seca. O Sensoriamento Remoto é uma importante ferramenta para a fiscalização de queimadas e possíveis incêndios florestais, mediante a análise e monitoramento desses fenômenos utilizando índices espectrais. O objetivo desse trabalho foi determinar e validar os índices de queimadas Normalized Burn Ratio (NBR) e Differenced Normalized Burn Ratio ( $\Delta$ NBR), no domínio fitogeográfico caatinga, em Pernambuco, no município de Floresta. O estudo levou em consideração para base de dados o período seco, chuvoso e a transição entre estes períodos. Foram utilizadas imagens de satélite do Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A para detecção de queimadas. O ambiente Google Earth Engine (GEE) foi utilizado em conjunto com o Colab para o pré-processamento e processamento das imagens de satélite. O Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) foi usado como informação complementar ao Normalized Burn Ratio (NBR), com a finalidade de auxiliar no entendimento sobre os processos de recuperação da vegetação. Posteriormente, foram utilizados os índices NBR e o  $\Delta$ NBR visando avaliar a severidade do fogo na vegetação pré e pós incêndio. Foi realizada a Análise de Variância para os índices SAVI e NBR a um nível de significância de 5%. Realizou-se o Teste de Tukey para estas variáveis, verificando a diferença destes índices ao longo dos anos. O NBR apresentou variação no período chuvoso e período seco, com índices mais baixos e negativos (próximos de 0 ou -1) no período seco e índices mais próximos de 1 no chuvoso, variando entre -0,1067 a 0,3017 para o período estudado. O mesmo comportamento foi observado para o SAVI, este variou entre 0,1207 e 0,4990. O índice  $\Delta$ NBR apresentou uma variação -1,67491 e 1,83261, com valores positivos no polígono estabelecido para o limite de incêndio (próximos de +2). Realizou-se a aplicação do índice Kappa para avaliar a acurácia do mapeamento realizado e todos os índices avaliados pré e pós fogo apresentaram valores próximos a 1, indicando a excelência no mapeamento realizado. Observou-se diferença estatística para os anos estudados, em que o ano de 2022 diferenciou estatisticamente dos demais, tanto para o índice SAVI quanto para o NBR. O ano de 2022 apresentou maiores precipitações e menores temperaturas, que podem ter refletido nos resultados adquiridos. Detectou-se influência de variáveis climáticas como altas temperaturas e baixas precipitações na obtenção dos índices, apresentando variações ao longo dos meses em decorrência desses fatores. Ademais, as ações antrópicas contribuem na ocorrência de incêndios e alterações do meio, que são detectados e expressados pelos índices.

**Palavras-chave:** Sensoriamento remoto; Incêndios florestais; Semiárido; Fogo.

**NOGUEIRA, SARA SEBASTIANA. ANALYSIS OF THE EFFICIENCY OF BURN INDICES IN THE PHYTOGEOGRAPHIC DOMAIN OF THE CAATINGA, IN THE STATE OF PERNAMBUCO.** 2024. Advisor: Emanuel Araújo Silva. Co-advisor: Marco Antonio Diodato, Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira.

### **ABSTRACT**

Low rainfall provides conditions that can favor the spread of wildfires, which can also be seen in the annual dry season and worsen during long periods of drought. Remote sensing is an important tool for monitoring burn-offs and possible forest fires, by analyzing and monitoring these phenomena using spectral indices. The aim of this study was to determine and validate the Normalized Burn Ratio (NBR) and Differenced Normalized Burn Ratio ( $\Delta$ NBR) burn indices in the caatinga phytogeographic domain in the municipality of Floresta, Pernambuco. The study took into account the dry period, the rainy period and the transition between these periods. Satellite images from the Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A were used to detect fires. The Google Earth Engine (GEE) environment was used in conjunction with Colab to pre-process and process the satellite images. The Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) was used as complementary information to the Normalized Burn Ratio (NBR), in order to help understand vegetation recovery processes. Subsequently, the NBR and  $\Delta$ NBR indices were used to assess the severity of the fire in the vegetation before and after the fire. Analysis of Variance was carried out for the SAVI and NBR indices at a 5% significance level. Tukey's test was carried out for these variables, verifying the difference between these indices over the years. The NBR showed variation in the rainy and dry periods, with lower and negative indices (close to 0 or -1) in the dry period and indices closer to 1 in the rainy period, ranging from -0.1067 to 0.3017 for the period studied. The same behavior was observed for SAVI, which varied between 0.1207 and 0.4990. The  $\Delta$ NBR index varied between -1.67491 and 1.83261, with positive values in the polygon established for the fire limit (close to +2). The Kappa index was applied to assess the accuracy of the mapping carried out and all the indices assessed pre- and post-fire showed values close to 1, indicating excellence in the mapping carried out. Statistical differences were observed for the years studied, with the year 2022 differing statistically from the others for both the SAVI and NBR indices. The year 2022 had higher rainfall and lower temperatures, which may have had an impact on the results. The influence of climatic variables such as high temperatures and low rainfall on the indices was detected, with variations over the months as a result of these factors. In addition, anthropogenic actions contribute to the occurrence of fires and changes in the environment, which are detected and expressed by the indices.

**Keywords:** Remote sensing; Forest fires; Semiarid; Fire.

## SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>11</b>
<b>2. REVISÃO DE LITERATURA .....</b>	<b>14</b>
2.1 Severidade do Fogo.....	14
2.2 Incêndios Florestais na Caatinga.....	15
2.3 Técnicas de Sensoriamento Remoto em Incêndios Florestais.....	17
2.4 Utilização de Técnicas de Sensoriamento Remoto na Caatinga.....	18
2.5 Infraestrutura Tecnológica para Análise de Dados .....	20
<b>2.5.1 Google Earth Engine (GEE).....</b>	<b>20</b>
<b>2.5.2 Google Colaboratory (Colab).....</b>	<b>21</b>
<b>3. MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>22</b>
3.1 Área de Estudo .....	22
3.2 Base de dados .....	23
3.3 Coleta de dados .....	24
3.4 Processamento dos Dados .....	25
3.5 Dados Climatológicos .....	26
3.6 Análise dos Índices NBR, $\Delta$ NBR e SAVI.....	29
3.7 Análise estatística .....	32
3.7.1 Validação dos Índices NBR, $\Delta$ NBR e SAVI.....	32
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>35</b>
4.1 Índice SAVI .....	35
4.2 Índice NBR e $\Delta$ NBR .....	41
<b>4.2.1 Índice NBR.....</b>	<b>41</b>
<b>4.2.2 Índice <math>\Delta</math>NBR .....</b>	<b>48</b>
4.3 Análise estatística dos índices SAVI e NBR.....	51
4.4 Utilização do Kappa para validação dos Índices SAVI, NBR e $\Delta$ NBR .....	54
<b>5. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>60</b>
<b>6. REFERÊNCIAS.....</b>	<b>62</b>

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> Localização da área de estudo, município de Floresta/PE.....	22
<b>Figura 2.</b> Ocorrência de incêndio no município de Floresta/PE.....	23
<b>Figura 3.</b> Precipitação mensal acumulada (2019-2022) para o município de Floresta/PE.....	26
<b>Figura 4.</b> Temperatura mensal acumulada (2019-2022) para o município de Floresta/PE.....	26
<b>Figura 5.</b> Climograma para o município de Floresta/PE ao longo dos anos (2019-2022).....	27
<b>Figura 6.</b> Temperatura anual acumulada ao longo dos anos (2019-2022) para o município de Floresta/PE obtido por meio do MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1km. ....	28
<b>Figura 7.</b> Precipitação anual acumulada ao longo dos anos (2019-2022) para o município de Floresta/PE obtido por meio do satélite Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS).....	28
<b>Figura 8.</b> Imagem pós-fogo com banda SWIR utilizando Sentinel-2 L2A. ....	30
<b>Figura 9.</b> Pré-fogo, pós-fogo e rebrota do índice SAVI para o município de Floresta/PE.....	35
<b>Figura 10.</b> Valores médios mensais do índice SAVI por ano para o município de Floresta/PE.....	37
<b>Figura 11.</b> Distribuição anual do índice SAVI para o município de Floresta/PE. ....	39
<b>Figura 12.</b> Pré-fogo e pós-fogo do índice NBR para o município de Floresta/PE.....	41
<b>Figura 13.</b> Valores médios mensais do índice NBR por ano para o município de Floresta/PE.....	43
<b>Figura 14.</b> Distribuição anual do índice NBR para o município de Floresta/PE. ....	46
<b>Figura 15.</b> $\Delta$ NBR e classificação do risco da severidade da queima para o índice $\Delta$ NBR no município de Floresta/PE. ....	48
<b>Figura 16.</b> Classificação da severidade da queima por área (km <sup>2</sup> ) no município de Floresta/PE.....	50
<b>Figura 17.</b> Múltiplas comparações entre todos os pares (Tukey) do índice SAVI.....	52
<b>Figura 18.</b> Múltiplas comparações entre todos os pares (Tukey) do índice NBR. ....	52
<b>Figura 19.</b> Classificação do uso e ocupação do solo no município de Floresta/PE utilizando SAVI. ....	54
<b>Figura 20.</b> Área (km <sup>2</sup> ) por classe do índice SAVI pré-fogo no município de Floresta/PE.....	55
<b>Figura 21.</b> Área (km <sup>2</sup> ) por classe do índice SAVI pós-fogo no município de Floresta/PE.....	55
<b>Figura 22.</b> Classificação do uso e ocupação do solo no município de Floresta/PE utilizando NBR.....	56
<b>Figura 23.</b> Área (km <sup>2</sup> ) por classe do índice NBR pré-fogo no município de Floresta/PE.....	57
<b>Figura 24.</b> Área (km <sup>2</sup> ) por classe do índice NBR pós-fogo no município de Floresta/PE.....	57
<b>Figura 25.</b> Classificação do uso e ocupação do solo no município de Floresta/PE utilizando $\Delta$ NBR. ....	58
<b>Figura 26.</b> Área (km <sup>2</sup> ) por classe do índice $\Delta$ NBR no município de Floresta/PE. ....	59

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1.</b> Características dos dados de satélite Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument.....	24
<b>Tabela 2.</b> Quantidade de cenas utilizadas para o índice SAVI por ano e período no município de Floresta/PE. ....	25
<b>Tabela 3.</b> Quantidade de cenas utilizadas para o índice NBR por ano e período no município de Floresta/PE. ....	25
<b>Tabela 4.</b> Classificação da severidade da queima. ....	32
<b>Tabela 5.</b> Classificação segundo intervalos do coeficiente Kappa.....	33
<b>Tabela 6.</b> Análise de Variância do índice SAVI ao longo dos anos (2019-2022) no Município de Floresta/PE. ....	51
<b>Tabela 7.</b> Análise de Variância do índice NBR ao longo dos anos (2019-2022) no Município de Floresta/PE. ....	51

## LISTA DE SIGLAS, ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

CHIRPS	Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data
COLAB	Google Colaboratory
GEE	Google Earth Engine
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MOD11A1.061	MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity
Daily Global	
NBR	Normalized Burn Ratio
$\Delta$ NBR	Differenced Normalized Burn Ratio
SAVI	Soil-Adjusted Vegetation Index
SR	Sensoriamento Remoto

## 1. INTRODUÇÃO

O nordeste brasileiro, especificamente a região semiárida, apresenta como principal característica a sazonalidade das chuvas (Althoff et al., 2016). Em algumas regiões, os períodos de estiagem podem se estender por muitos meses. Na época em que as chuvas se encontram escassas ou mesmo nulas a vegetação de caatinga possui peculiaridades, perdendo suas folhas e mantendo a biomassa remanescente com baixo teor de umidade, reduzindo a evapotranspiração (Brito et al., 2017; Henrique et al., 2016).

A baixa precipitação pluviométrica proporciona condições que podem vir a favorecer a propagação de queimadas (Vidal-Riveros et al., 2023). Comumente entre os meses de outubro e novembro acontece o aumento de áreas afetadas, pois existe neste período elementos climatológicos que influenciam nesse aspecto (INPE, 2021). Podendo ainda ser evidenciado no período anual de estiagem, agravando-se nos longos períodos de seca (Minaki; Montanher, 2020). Segundo Eugenio e Santos (2021), quando se registra altas temperaturas do ar e de material combustível, aumenta-se a probabilidade de incêndios florestais, logo, fatores como umidade, temperatura e precipitação estão intimamente correlacionados com o acontecimento desses eventos.

Contudo, de acordo com Pivello et al., (2021) a Caatinga independe do fogo, pois a característica da vegetação em perder suas folhas, não proporciona fontes de ignição suficiente para que isto ocorra. Assim, um dos elementos que mais influenciam são as atividades antrópicas (Silva; Pacheco, 2021), por intermédio de queimadas aplicadas de forma não manejada para o preparo e limpeza de áreas, que em grandes dimensões provocam a degradação dos solos e da cobertura vegetal, prejudicando a fauna e a biodiversidade local (Marques; Costa, 2020), podendo vir ainda a tornar-se em grandes proporções um incêndio florestal (Sausen; Lacruz, 2015).

Ademais, os incêndios florestais são caracterizados pela queima não controlada de combustíveis naturais, em grande propagação, consumindo os recursos provenientes da floresta como folhas, troncos, galhos, serrapilheira e a vegetação viva (Eugenio; Santos, 2021). Neste contexto, o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) utiliza um sistema de detecção de queimadas por meio de imagens de sensores a bordo de satélites polares e geoestacionários, que se baseiam na

identificação de “focos de calor”, utilizando pontos captados em uma área mínima de 900 m<sup>2</sup>, com temperaturas superiores a 47 °C (Lazzarini *et al.*, 2016).

Dado que os incêndios florestais são uma preocupação mundial, diversas entidades realizam o levantamento diário sobre os focos de incêndio, alguns ao nível nacional, como é o caso do Instituto Nacional de Pesquisa Espaciais (INPE) e outros a nível global, exemplo disso é a Global Forest Watch (GFW). Neste aspecto, a utilização de técnicas de mapeamento, visando identificar a susceptibilidade de áreas a incêndios florestais, permite atenuar e prevenir possíveis danos provocados pelo fogo (Piao *et al.*, 2022).

Dessa forma, utiliza-se satélites para o monitoramento e detecção de queimadas, por meio dos focos de calor produzidos na superfície terrestre, verificando-se a resposta espectral específica que as áreas afetadas emitem (Teobaldo; Baptista, 2016). Nesse contexto, o uso de imagens de Sensoriamento Remoto, geradas por satélites, se torna uma imprescindível ferramenta, permitindo monitorar a vegetação, identificar as áreas queimadas e ainda dimensionar o dano provocado (Silva; Beltrão, 2021).

Ademais, aliado a isso, pode-se utilizar a plataforma do Google Earth Engine (GEE, <https://earthengine.google.com>) em conjunto com o Google Colaboratory (Colab, <https://colab.research.google.com/>), que permitem o processamento de imagens de satélite por meio da nuvem, baseando-se em códigos, mediante um serviço de livre acesso, com facilidade para realização de upload de dados e funções, sem a necessidade de comprometer computadores locais, além de apresentar uma alta gama de aplicações em diversas áreas de estudo (Brandolini *et al.*, 2021; Jardim *et al.*, 2022; Li, 2022; Piao *et al.*, 2022).

Conforme INPE (2021), no Brasil, em dezembro de 2021, o domínio fitogeográfico da Caatinga, foi um dos mais afetados por incêndios, com 2.714km<sup>2</sup> de área queimada em um total de 4.233 km<sup>2</sup> em todo o território brasileiro. Para o estado de Pernambuco, registrou-se, o equivalente a 840 e 1.017 focos de calor nos anos de 2019 e 2020, respectivamente. Pautado nas condições climáticas semiáridas em Pernambuco e das peculiaridades da vegetação de caatinga, principalmente em período de estiagem, se faz necessário a realização de estudos sobre a ocorrência histórica de queimadas e possivelmente de incêndios florestais na região.

Portanto, o objetivo geral deste trabalho é determinar e validar os índices de queimadas Normalized Burn Ratio (NBR) e Differenced Normalized Burn Ratio

(ΔNBR), no domínio fitogeográfico Caatinga, no estado de Pernambuco, município de Floresta. Os objetivos específicos são: i) Estimar os índices de incêndio para o município de Floresta, nos anos 2019, 2020, 2021 e 2022; ii) Verificar a ocorrência de incêndios na área e elaborar os mapas pré e pós incêndio, evidenciando as cicatrizes na referida área; iii) Quantificar o tamanho das áreas queimadas; iv) Realizar uma análise temporal de riscos de incêndios na região de estudo.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 Severidade do Fogo

Um incêndio florestal ocorre quando o fogo toma proporções sem controle, espalhando-se por toda a vegetação, consumindo diversos materiais combustíveis que estão disponíveis no meio, como galhos, gravetos, material lenhoso, intensificando o seu potencial de destruição e dificultando o seu combate; tal fenômeno tem aumentado no mundo todo em áreas florestais (Santos; Souto; Souto, 2017) em decorrência das alterações climáticas e o constante uso da terra, trazendo prejuízos a sociedade e conseqüentemente a biodiversidade local (Beltran-Márcos *et al.*, 2023b; Collins *et al.*, 2023).

Os impactos do fogo na vegetação e no solo resultam de causas naturais e até mesmo humanas, sendo que ambas têm o potencial de provocar transformações nos ecossistemas (Herrmann *et al.*, 2023). Contudo, isso varia de acordo com as características de cada um, visto que existem espécies sensíveis, tolerantes, dependentes e independentes do fogo, apresentando diferentes respostas (Schmidt *et al.*, 2016).

A severidade do fogo diz respeito à intensidade dos danos causados pelo fogo em relação à estrutura, composição e funcionamento do ecossistema. Sendo assim, entender seu conceito nos permite compreender os efeitos dos incêndios florestais dentro destes ambientes, averiguando o comportamento dos indivíduos perante as alterações provocadas (Fernández-Guisuraga *et al.*, 2023a; Fernández-Guisuraga *et al.*, 2023b).

Maxwald *et al.* (2022) observaram um aumento de áreas afetadas, dentre estas, os ecossistemas que mais se destacam são savanas, arbustos abertos e pastagens subtropicais, o que está atrelado as mudanças climáticas e fenômenos meteorológicos extremos, como as prolongadas secas, que têm influenciado significativamente na intensidade dos incêndios. Neste aspecto, a conexão entre o clima e a gravidade do fogo sugere que as mudanças climáticas influenciam significativamente a regeneração das comunidades vegetais e ecossistemas após incêndios, conduzindo a novos padrões sucessionais (Taber; Mitchell, 2019).

Desta forma, visto que fatores climáticos e antropogênicos influenciam na ocorrência de incêndios florestais (Garcia *et al.*, 2021) e conseqüentemente na composição do ambiente em escala evolutiva (Lucas *et al.*, 2023), o uso de

tecnologias de Sensoriamento Remoto, como imagens de satélite e dados de radar, tem desempenhado um papel importante na verificação da severidade do fogo em diferentes escalas espaciais e temporais (Montorio; Alves, 2021; Pérez-Cabello).

Além disso, a utilização de índices espectrais demonstra uma infinidade de aplicações em diversas áreas da ciência relacionada ao fogo e sua gestão no mapeamento do risco de incêndio, auxiliando na detecção de incêndios, na avaliação da gravidade da queimada, compreendendo sua extensão e seus efeitos sob o ecossistema (Beltrán-Marcos *et al.*, 2023b; Bentrán-Marcos *et al.*, 2021; Fernández-García *et al.*, 2018; Pfoch *et al.*, 2023).

Portanto, é fundamental o melhor entendimento e conhecimento sobre o tema a fim de aprofundar as investigações científicas ligadas às queimadas, o que possibilitará informações relevantes para tomada de decisões na melhoria da gestão desses ecossistemas, orientando estratégias de prevenção e mitigação dos impactos adversos causados pelo fogo (Juárez-Orozco; Siebe; Fernández y Fernández, 2017).

## **2.2 Incêndios Florestais na Caatinga**

O Brasil é o país que mais se destaca em termos de pesquisa relacionado a incêndios florestais nas florestas tropicais (Juarez-Orozco *et al.* 2017). O mapeamento por meio do Sensoriamento Remoto é um passo crucial na detecção deste fenômeno e na prevenção dos danos causados, verificando a susceptibilidade do ambiente a estes eventos e avaliando os possíveis fatores que influenciam nesse aspecto.

Conforme Silva *et al.* (2020), a Caatinga encontra-se na região Nordeste e é considerado o domínio fitogeográfico com maior densidade populacional, situado na região mais seca do país, sendo as ações antrópicas um dos principais fatores que mais contribuem para sua degradação e conseqüentemente na ocorrência de incêndios na área.

Antonigiovanni *et al.* (2020) detectaram que em vegetação de caatinga os incêndios florestais estão associados principalmente ao corte e queima de pequenas atividades agrícolas e manejo de pastagens. Além disso, fatores como seca, elevadas temperaturas, falta de água e reduzida umidade favorecem a degradação do domínio fitogeográfico (Mariano *et al.*, 2018), característicos da região quase o ano todo.

No Brasil, ainda que o domínio fitogeográfico Caatinga apresente reduzidos focos de incêndios quando comparado a outros domínios, é possível detectar alterações, inclusive em suas áreas preservadas (Silva *et al.*, 2020). Estudando o

efeito da fragmentação em floresta tropical seca ao longo de dez anos (2007-2017), Santos *et al.* (2020) detectaram que áreas mais densas são susceptíveis a degradação e alterações no ambiente, em decorrência de alterações climáticas, antrópicas e secas severas.

Conforme INPE (2021) a região da Caatinga apresenta em determinados períodos aumento das temperaturas e redução de umidade, especialmente entre os meses de novembro e dezembro, condições que podem ter implicações significativas no que se refere à ocorrência de incêndios florestais. Logo, estudos são necessários uma vez que os incêndios ocorrem sem mecanismos de controle e não há dimensão das perdas relacionadas.

Argibay, Sparacino e Espindola (2020) analisaram padrões de ocorrência de incêndios em um ecótono semiárido Caatinga-Cerrado na Região Nordeste do Brasil, caracterizando sua dinâmica espaço-temporal associada às condições climáticas, dentro de um período de dezoito anos (1999-2017), constatando que a variação temporal e espacial da ocorrência do fogo estava associada a variáveis climáticas, para os períodos com precipitação acima da média identificaram baixa área queimada, conseqüentemente anos com precipitação abaixo da média apresentaram grandes extensões de área queimada.

Teodoro *et al.* (2022) demonstraram a influência das alterações climáticas no aumento de foco de incêndios investigando o impacto de focos de fogo em um período de vinte anos (2000-2019) e sua relação com variáveis climáticas em regiões brasileiras, avaliando fatores como focos de incêndio, temperatura da superfície terrestre, precipitação pluviométrica e índice de precipitação padronizado, detectando para a região Nordeste uma seca severa entre os anos de 2012 e 2014, com maiores focos de incêndios no ano de 2013.

As alterações climáticas e atividades antrópicas colaboram no aumento de incêndios (Oliveira *et al.*, 2020), além de influenciar no período, na regularidade e na intensidade (Silveira *et al.*, 2022), tendo em vista que o fogo apresenta um papel importante na biodiversidade e nas alterações ocorridas nos ecossistemas e que estas variáveis podem contribuir na atividade do fogo e conseqüentemente em possíveis modificações no meio (Kelly *et al.*, 2020).

Assim sendo, é indispensável considerar a influência das variáveis climáticas ou antrópicas na ocorrência de incêndios na Caatinga. Além disso, em determinada época do ano, ou ainda ao longo dos anos com períodos de secas severas, isto pode

se agravar. Portanto, é indispensável a realização de estudos nestas áreas, visando detectar possíveis danos ou ainda os prevenir, para que seja possível analisar os impactos causados e atenuá-los.

### **2.3 Técnicas de Sensoriamento Remoto em Incêndios Florestais**

O Sensoriamento Remoto (SR) é uma tecnologia amplamente utilizada no segmento florestal, sendo empregado para fins de monitoramento, inventário e mapeamento. As técnicas de SR permitem a obtenção de informações em extensas áreas que podem ser executadas em diversos níveis de precisão, adaptando-se a depender dos objetivos a serem alcançados (Gennaro *et al.*, 2020).

O uso de índices de vegetação e de imagens de satélite vem se mostrando uma excelente ferramenta para o monitoramento de incêndios florestais, reconhecendo possíveis focos de calor e obtendo dados sobre a superfície. Os sensores captam as respostas espectrais dos alvos, em forma de informações e imagens da respectiva área de estudo (Coutinho *et al.*, 2016), o que permite entender a dinâmica e os impactos causados pelos incêndios florestais.

Neste contexto, pode-se utilizar de índices para identificar alterações causadas por incêndios florestais. O Índice de Queimada por Razão Normalizada (NBR) é amplamente reconhecido como o indicador espectral sensível para identificar distúrbios causados por incêndios florestais, pois utiliza as bandas do infravermelho próximo (NIR) e infravermelho de ondas curtas (SWIR) para identificar áreas afetadas e avaliar a severidade das queimadas, respondendo por meio da redução do NIR e aumento do SWIR (Chuvieco *et al.*, 2019).

Liu *et al.* (2023) investigaram a eficiência de índices em áreas semiáridas para detectar áreas queimadas e a recuperação pós-incêndio. Eles encontraram uma variação dependendo das condições climáticas, com o NBR sendo mais eficiente em áreas úmidas e o NDVI em áreas áridas e semiáridas. Assim, a aplicação destes índices possibilita a detecção de queimadas e avaliação da recuperação da vegetação, mostrando a influência que exercem no ambiente.

A integração de dados provenientes de diferentes fontes, como imagens de satélite e Veículo Aéreo Não-Tripulado (VANT), proporcionam uma abordagem abrangente para monitorar e gerenciar incêndios florestais, auxiliando na tomada de decisões informadas e na implementação de estratégias de manejo adequadas para a prevenção e controle (Bouguettaya *et al.*, 2022; Larsen *et al.*, 2020; Tangavel *et al.*,

2023). O SR fornece diversos recursos nesse sentido, contribuindo no mapeamento e visualização dos impactos, e promovendo uma resposta rápida e eficaz no combate de incêndios florestais.

Segundo Fernandez-Garcia e Kull (2023) os satélites Sentinel-2A (lançado em 2015) e 2B (lançado em 2017) tem potencializado a identificação de áreas queimadas, tendo em vista que ambos fornecem imagens multiespectrais com resolução de 10 a 60m com revisita de 5 dias, capaz de dimensionar incêndios de diferentes magnitudes. Beltrán-Marcos *et al.* (2023a) destacam a eficiência da coleta de imagens pós-incêndio, associando o sensor de satélite MSI Sentinel-2A a uma câmera Parrot Sequoia a bordo de um VANT para analisar os efeitos do fogo no solo.

Ademais, empregar séries temporais nas regiões afetadas por queimadas pode se mostrar uma estratégia eficiente de detecção, ao analisar as emissões de carbono e alterações que ocorrem ao longo do tempo (Marinho *et al.*, 2021). Esse processo evidencia potenciais impactos e a interação entre elementos climáticos e ecológicos nos incêndios, permitindo elaborar modelos para a previsão de riscos de incêndio, oferecendo também dados espaciais que podem contribuir para a formulação de políticas públicas e iniciativas para manejo e prevenção contra incêndios (Arruda *et al.*, 2021).

Afinal, ao se aplicar diferentes técnicas de SR, é possível a obtenção de dados que servirão como base para dimensionar as áreas afetadas por possíveis queimadas e/ou incêndios, compreender sua dimensão, os efeitos causados e elaborar estratégias robustas para lidar com tais eventos, acompanhando a resposta da vegetação e, a depender das técnicas aplicadas, trabalhar com estimativas de ocorrência, mitigando danos futuros.

#### **2.4 Utilização de Técnicas de Sensoriamento Remoto na Caatinga**

A Caatinga representa o maior domínio fitogeográfico em extensão na região nordeste, recobrando 70% da área (Nascimento Neto; Holanda; Abreu, 2020). A aplicação de técnicas de Sensoriamento Remoto, visa analisar o comportamento da vegetação, detectando a relação entre a radiação eletromagnética e os objetos em que interagem, além de identificar a cobertura vegetal retirada, visto que 46% já foi degradada ou desmatada (Luz *et al.*, 2022).

O Sensoriamento Remoto (SR) é uma ferramenta essencial para visualização dos processos, mudanças e alterações ambientais que ocorrem no domínio

fitogeográfico. Utilizando-se de imagens de satélite com diferentes sensores que colaboram na verificação das mudanças no uso e ocupação do solo (Beuchle, *et al.*, 2015), possibilitando a quantificação e qualificação de parâmetros por meio de técnicas para melhor auxiliar no monitoramento da vegetação (Coelho *et al.*, 2021).

Índices de vegetação são empregados para avaliar as condições locais, fornecendo informações sobre o clima e vegetação, que variam de acordo com o uso da terra e das atividades humanas no local, indicando possíveis perturbações (Brito; Santos; Morais, 2020). A utilização destes índices permite a identificação de diversos parâmetros como cobertura do solo e biomassa existente. Entre eles, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), é destacado por ser amplamente utilizado em estudos para monitorar o desenvolvimento vegetativo (Lopes *et al.*, 2023; Trindade *et al.*, 2019).

Conforme Luz *et al.* (2022) outro índice também bastante utilizado, especialmente na região semiárida, é o Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), que seria uma normalização do NDVI, aplicando um fator de correção L, considerando os efeitos causados pelo solo e a variação da vegetação. De acordo com Leite *et al.* (2017) o SAVI juntamente com o NDVI são instrumentos fundamentais dentro do gerenciamento no âmbito florestal, tendo em vista a facilidade que possuem em fornecer informações a respeito das alterações existentes, de forma econômica e rápida.

Além disso, permitem acompanhar a dinâmica da vegetação em diferentes períodos, constatando o impacto causado pela variabilidade climática existente na região semiárida (Cunha *et al.*, 2015; Bandeira; Cruz, 2021). Pode-se analisar a influência desta variabilidade na ocorrência de possíveis incêndios florestais tendo em vista a frequente utilização do fogo em áreas rurais para limpeza do terreno e que em períodos mais secos, com a baixa umidade, ocorre maior incidência de incêndios (Coutinho *et al.*, 2016).

Em síntese, levando em consideração a disponibilidade de técnicas que o SR fornece no acompanhando das alterações ocorridas ao longo do tempo sem a necessidade de adentrar as áreas, a utilização destas técnicas irá auxiliar no monitoramento eficaz da vegetação de caatinga, fornecendo informações a respeito da dinâmica existente, evitando possíveis danos e possibilitando um aprimoramento na sua aplicação, o que fornecerá um manejo sustentável e eficaz no domínio fitogeográfico.

## 2.5 Infraestrutura Tecnológica para Análise de Dados

### 2.5.1 Google Earth Engine (GEE)

O Google Earth Engine (GEE) é uma plataforma livre e de fácil acesso, posicionando-se como uma ferramenta revolucionária para a análise e visualização de dados geoespaciais em escala global, com uma infinidade de aplicações (Vos *et al.*, 2019). Opera por meio da análise de imagens de satélite hospedadas na nuvem, oferecendo serviços de upload de dados que permitem aos usuários processar informações de forma flexível, utilizando diversas funções e códigos (Gorelick *et al.*, 2017).

Além disso, a plataforma permite a análise de grandes volumes de dados sem sobrecarregar os recursos computacionais locais (Ermida *et al.*, 2020). Este recurso facilita o trabalho com séries temporais, permitindo a análise dos padrões de mudanças terrestres ao longo do tempo (Arruda *et al.*, 2021; Oliveira *et al.*, 2023), o que exige grande capacidade computacional da máquina.

Utiliza um vasto acervo de informações de satélite armazenadas na nuvem, combinado com capacidade computacional robusta, oferecendo ferramentas analíticas para transformar esses dados em produtos finalizados e compreensíveis (Donchyts *et al.*, 2016). Por ser baseado em nuvem, fornece dados de maneira rápida, precisa e confiável, favorecendo o planejamento e tomada de decisões (Hamzaoglu; Dihkan, 2022).

Os servidores do Google abrigam mais de 70 petabytes de dados geoespaciais, com um acréscimo superior a um petabyte a cada mês. Estes dados estão disponíveis nas interfaces de programação de aplicativos JavaScript e Python do GEE, o que simplifica a obtenção de informações em diferentes plataformas, descartando a necessidade de baixar grandes volumes de dados para dispositivos locais e eliminando a obrigatoriedade de licenças de software especializados para análise de Sensoriamento Remoto (GEE, 2023; Herndon *et al.*, 2023).

A utilização dessas ferramentas nos permite a análise de dados geoespaciais de forma ágil e eficiente, abrindo novas possibilidades para a pesquisa e na tomada de decisões em diversos campos, desde a detecção de mudanças no uso e cobertura do solo até a avaliação da severidade de incêndios florestais, permitindo uma melhor compreensão das dinâmicas ambientais em escala global.

### 2.5.2 Google Colaboratory (Colab)

O Google Colaboratory ou Colab é uma plataforma baseada em nuvem que facilita a execução de código Python em notebooks interativos, esta ferramenta é disponibilizada de forma gratuita pela Google para estimular e promover pesquisas em Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina, apresentando fácil manuseio e eliminando a possibilidade do uso de computadores de alto desempenho, compartilhando dados pelo Drive (Lavor *et al.*, 2023).

Com o suporte da linguagem Python, o Google Colab tem sido amplamente utilizado em diversas áreas, desde a análise de dados, aprendizado de máquina até projetos de Deep Learning (Gujjar; Kumar; Chiplunkar, 2021). Apresentando-se cada vez mais popular entre cientistas de dados, engenheiros e pesquisadores devido à sua facilidade de uso e à capacidade de aproveitar recursos computacionais em nuvem. Permitindo a utilização de um grande banco de dados de forma online (Myatt; Redmann, 2015).

A acessibilidade à plataforma, a funcionalidade de compartilhamento de notebooks e a disponibilidade de recursos computacionais em nuvem vem despertando cada vez mais o interesse para o desenvolvimento de projetos e pesquisas usando essa ferramenta. O Colab tem se destacado como uma opção robusta para colaboração e execução de projetos de programação em Python, facilitando a implementação de soluções em ciência de dados, aprendizado de máquina e outros campos relacionados (Brandão; Belfo; Silva, 2021).

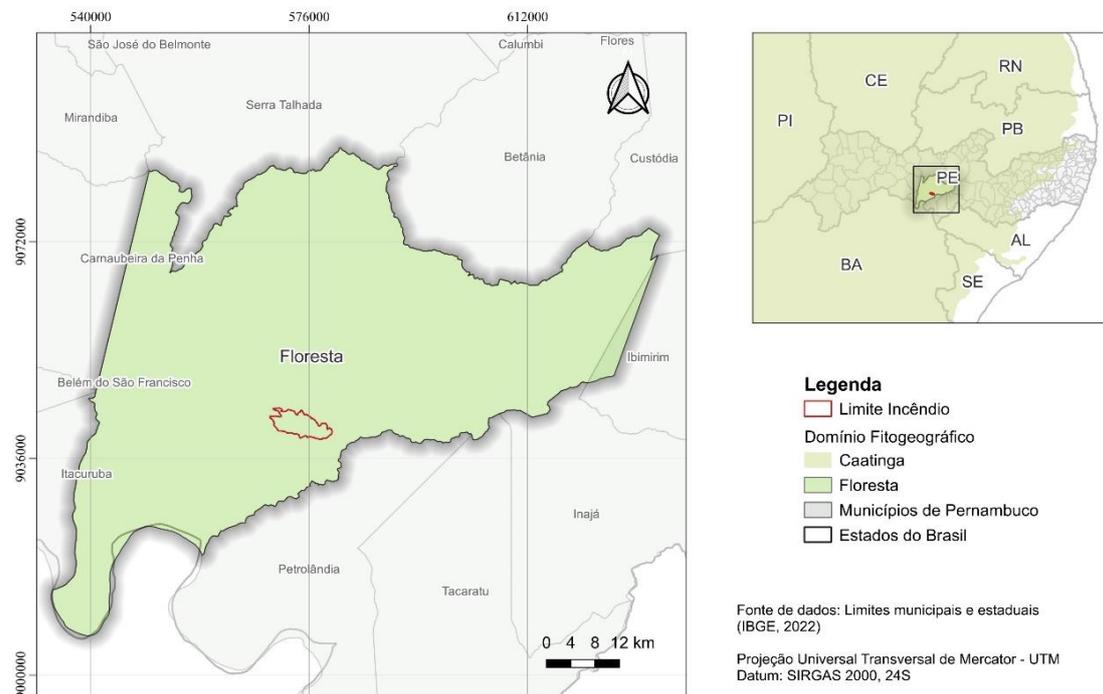
Dentro desse contexto, o uso do Colab pode ser um aliado valioso na coleta de dados e na execução de análises temporais para avaliar o uso e a ocupação do solo, bem como as mudanças ocorridas ao longo do tempo. Ao fornecer meios para um entendimento mais profundo sobre a dinâmica dessas modificações, a plataforma auxilia na previsão mais precisa dos fatores que influenciam neste aspecto.

### 3. MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Área de Estudo

O trabalho foi realizado no município de Floresta (Figura 1) situada na região semiárida do estado de Pernambuco, na mesorregião do São Francisco Pernambucano, distante a 433km da capital, Recife. Abrangendo uma área territorial de 3.644,169km<sup>2</sup>, com 33.488 habitantes (IBGE, 2021).

Conforme classificação climática de Köppen o clima é do tipo BSw'h', o qual é tido como muito quente, apresentando uma temperatura média anual de 26,1°C, com a estação chuvosa entre os meses de dezembro e abril e precipitação média de aproximadamente 500 mm. A vegetação corresponde ao domínio fitogeográfico da Caatinga, denominada Savana Estépica Arborizada (Brito *et al.*, 2017). Caracterizando-se por duas formações, uma hiperxerófila arbustiva-arbórea, de forma densa e irregular, e outra floresta caducifólia, proveniente de áreas de brejo de altitude (Silva *et al.*, 2013).



**Figura 1.** Localização da área de estudo, município de Floresta/PE.  
**Fonte:** Nogueira (2023).

### 3.2 Base de dados

Para realização do estudo, selecionou-se o município de Floresta, tendo em vista que este foi acometido por um incêndio em novembro de 2019 (Figura 2), percorrendo uma área de aproximadamente 15 km<sup>2</sup>, iniciando em 04/11/2019 até o dia 08/11/2019.

A motivação do incêndio ainda é desconhecida, acredita-se que esteja relacionado a queima de uma colmeia de abelhas dentro da mata em que características típicas do domínio Caatinga podem ter influenciado na sua propagação, como a intensidade dos ventos, altas temperaturas e vegetação seca (GLOBO RURAL, 2019; Silva e Pacheco, 2021).



**Figura 2.** Ocorrência de incêndio no município de Floresta/PE.  
**Fonte:** GLOBO RURAL (2019).

O estudo levou em consideração para base de dados todas as cenas disponíveis dentro dos anos estudados (2019-2022). Assim, foi estabelecido para estudo o período chuvoso e o período seco, respectivamente os meses de janeiro a abril como sendo o período chuvoso e de junho a novembro para o período seco. Foram obtidos ainda dados referentes aos períodos de transição entre o período chuvoso e o seco (mês de maio) e entre o seco e chuvoso (dezembro).

Verificou-se assim o comportamento anual e mensal das variáveis precipitação e temperatura nos diferentes períodos dentro dos anos estudados por meio do Google Earth Engine analisando a influência destas variáveis no município de Floresta.

### 3.3 Coleta de dados

Para análise da variável precipitação foi empregado o satélite Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) por meio da coleção do GEE *ee.ImageCollection("UCSB-CHG/CHIRPS/DAILY")*, utilizando 4 cenas para precipitação anual e 48 cenas para precipitação mensal. Fornecendo informações desde 1999, este satélite possibilita a criação de séries temporais de precipitação analisando tendências e auxiliando no monitoramento de secas sazonais (GEE, 2024; Climate Hazards Center, 2024).

Para obtenção de dados referente a temperatura anual e mensal foi aplicado o MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1km utilizando a banda LST\_Day\_1km com a coleção *ee.ImageCollection("MODIS/061/MOD11A1")*.

Ademais, foram utilizadas imagens de satélite do Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A para detecção da vegetação e queimadas e posteriormente realizar a classificação das imagens para o índice Kappa. Por meio da coleção do GEE *ee.ImageCollection("COPERNICUS/S2\_SR\_HARMONIZED")*. Apresentando características conforme Tabela 1. Utilizando as bandas multiespectrais Blue, Green, Red, NIR e SWIR 2, respectivamente B2, B3, B4, B8 e B12.

**Tabela 1.** Características dos dados de satélite Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument.

Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument	
<b>Data de lançamento</b>	Junho 2015
<b>Taxa de repetição</b>	5 dias (desde 2017)
<b>Resolução</b>	10 metros para RGB e Infravermelho próximo e 20 metros para infravermelho médio
<b>Vantagens</b>	Apresenta grande alcance e alta resolução auxiliando nos estudos de monitoramento da terra, incluindo da vegetação, do solo e da cobertura hídrica, auxiliando na observação de vias navegáveis interiores e zonas costeiras.

**Fonte:** Nogueira (2023).

Utilizou-se as imagens que estavam disponíveis para cada período (chuvoso, seco e transição entre os períodos) dentro dos anos estudados (2019-2022), tanto para o índice SAVI quanto para o índice NBR, representados nas Tabelas 2 e 3.

**Tabela 2.** Quantidade de cenas utilizadas para o índice SAVI por ano e período no município de Floresta/PE.

PERÍODO / ANO	Período Chuvoso	Trans. Período Chuvoso-Seco	Período Seco	Trans. Período Seco-Chuvoso
2019	8	6	27	7
2020	3	-	24	4
2021	7	2	25	4
2022	4	-	15	4

**Legenda:** Trans.: Transição; (-): ausência de imagens no período.

**Fonte:** Nogueira (2023).

**Tabela 3.** Quantidade de cenas utilizadas para o índice NBR por ano e período no município de Floresta/PE.

PERÍODO / ANO	Período Chuvoso	Trans. Período Chuvoso-Seco	Período Seco	Trans. Período Seco-Chuvoso
2019	24	11	48	9
2020	26	6	49	12
2021	23	6	53	6
2022	22	-	40	9

**Legenda:** Trans.: Transição; (-): ausência de imagens no período.

**Fonte:** Nogueira (2023).

### 3.4 Processamento dos Dados

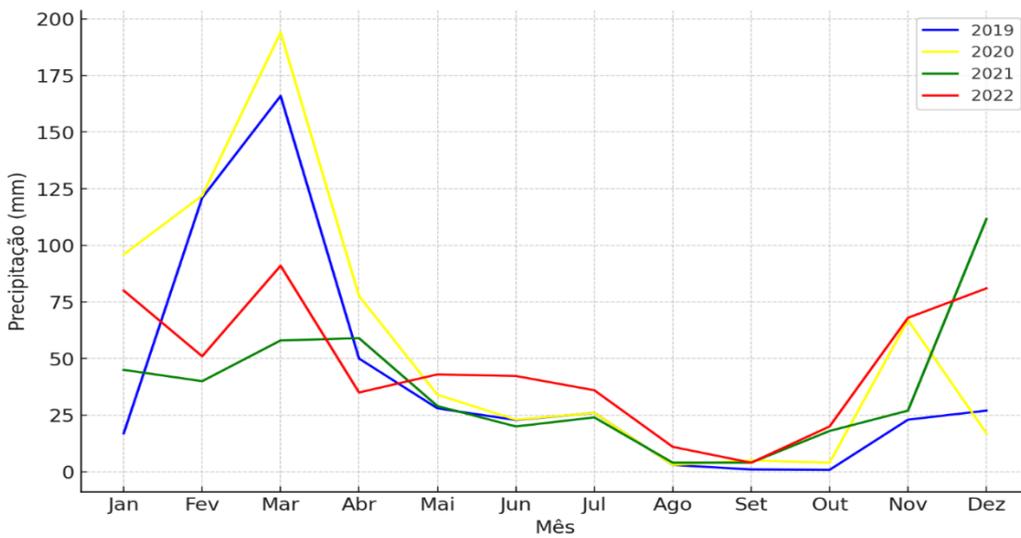
Utilizou-se como suporte a linguagem Java Script por meio do software Google Earth Engine (GEE) para o pré-processamento e processamento das imagens de satélite, para obtenção de dados do índice SAVI, juntamente com todo o processo de organização, geração e interpretação dos dados a serem utilizados neste trabalho, por meio de bandas que proporcionaram os pixels "optima" (ou seja, livres de nuvens, sombras e água) em cada janela pré e pós-incêndio.

Além disso, também foi usado a linguagem Python por meio do Google Colab com a mesma finalidade de obtenção de dados referente aos índices de queimadas

(NBR e  $\Delta$ NBR). Para a elaboração dos mapas dos índices de vegetação e queimada verificando antes e após o incêndio, utilizou-se o Qgis versão 3.30.0, por meio do sistema de referência Datum SIRGAS 2000.

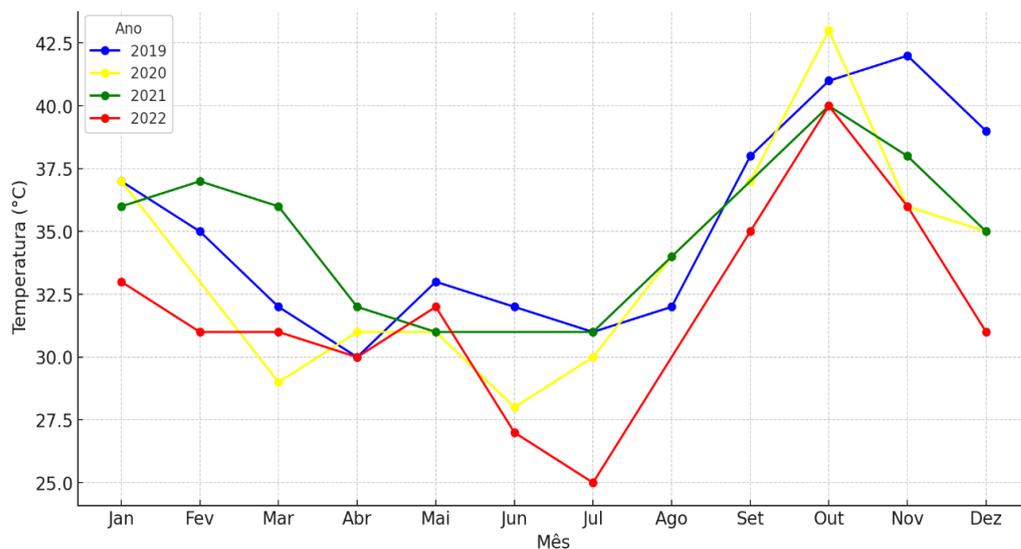
### 3.5 Dados Climatológicos

Dentro dos períodos estabelecidos para os anos estudados (2019-2022) também foram obtidos dados referentes a precipitação e temperatura, observando o comportamento mensal desses elementos, expressados nas Figuras 3 e 4.



**Figura 3.** Precipitação mensal acumulada (2019-2022) para o município de Floresta/PE.

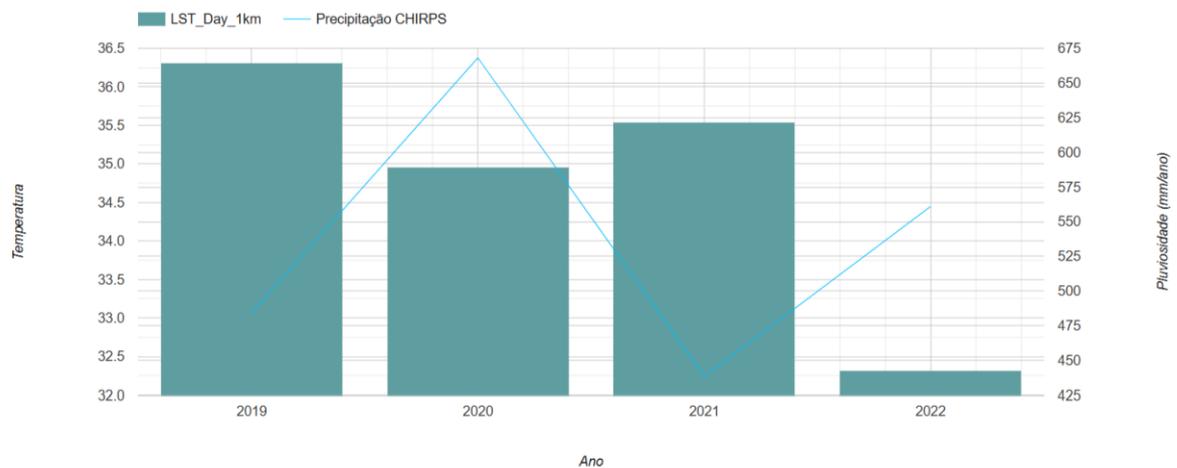
Fonte: Nogueira (2024).



**Figura 4.** Temperatura mensal acumulada (2019-2022) para o município de Floresta/PE.

Fonte: Nogueira (2024).

Em seguida, os dados foram compilados e analisados sua precipitação e temperatura anualmente por meio de um Climograma, representado na Figura 5.

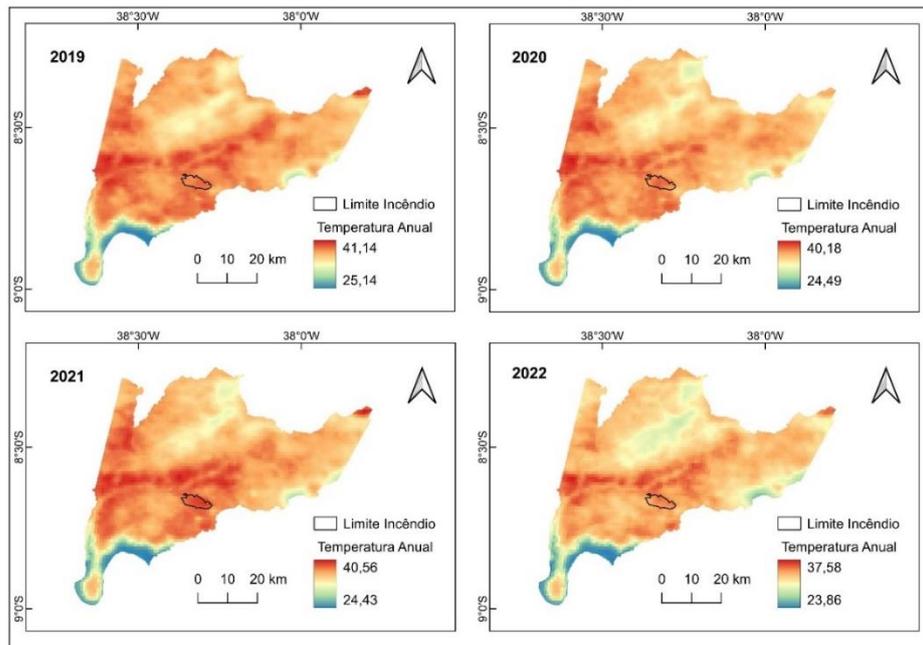


**Figura 5.** Climograma para o município de Floresta/PE ao longo dos anos (2019-2022).

**Legenda:** LST\_Day\_1km: Banda utilizada para obter informações de temperatura anual referente ao MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1km; Precipitação CHIRPS: Precipitação anual obtida por meio do satélite Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS).

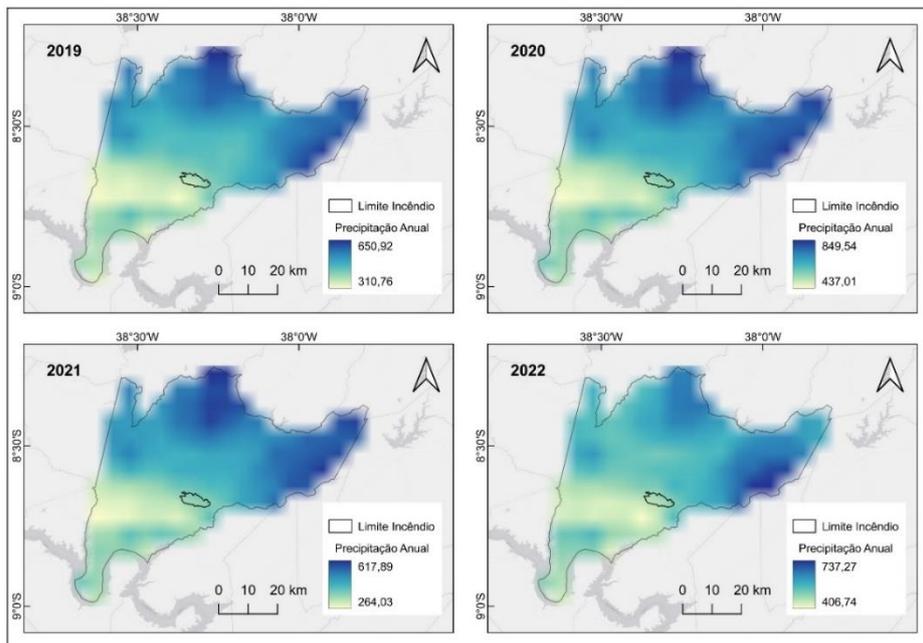
**Fonte:** Nogueira (2024).

Com a obtenção dos dados anuais para o município de Floresta referente as variáveis precipitação e temperatura foram observados sua distribuição em toda a área de estudo para que seja possível verificar o comportamento desses fatores por todo o município nos diferentes anos estudados, identificando a influência destes no local, conforme Figura 6 e 7.



**Figura 6.** Temperatura anual acumulada ao longo dos anos (2019-2022) para o município de Floresta/PE obtido por meio do MOD11A1.061 Terra Land Surface Temperature and Emissivity Daily Global 1km.

**Fonte:** Nogueira (2024).



**Figura 7.** Precipitação anual acumulada ao longo dos anos (2019-2022) para o município de Floresta/PE obtido por meio do satélite Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS).

**Fonte:** Nogueira (2024).

### 3.6 Análise dos Índices NBR, ΔNBR e SAVI

Para compreender o efeito das queimadas sobre a vegetação de caatinga o trabalho teve foco no município de Floresta, no ano de 2019, analisando também a recuperação desta área em 2020, 2021 e 2022, com o apoio do Índice de Vegetação ajustado ao Solo (SAVI). Assim, as datas das imagens de satélite corresponderão a períodos anterior e posterior (em data próxima após a ocorrência do fogo) à queimada.

Realizou-se uma análise de variação temporal do índice SAVI entre 21/01/2019 e 21/12/2022, dentro de um período de quatro anos (2019, 2020, 2021 e 2022). Avaliou-se o índice antes e após o incêndio, ocorrido no município de Floresta entre 4 e 8 de novembro de 2019, considerando a data 20/02/2019 como pré-fogo e 17/11/2019 como pós-fogo. Além disso, verificou-se ainda a recuperação da vegetação após esse período, considerando 16/12/2022 como sendo o período de rebrota.

O Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) é um ajustamento do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) para minimizar os efeitos do solo de fundo no sinal da vegetação ao incorporar uma constante de ajuste de solo, o fator L (Huete, 1988). Para a vegetação de caatinga usa-se, geralmente, o valor 0,5 para o fator L, que é o que será usado neste trabalho (Jardim *et al.*, 2022; Melo *et al.*, 2022). Segundo, Braz *et al.* (2015) o índice minimiza a resposta espectral do solo, por meio do fator de ajuste.

A equação para a obtenção do SAVI é a seguinte:

$$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + L} \cdot (1 + L)$$

SAVI: Índice de Vegetação ajustado ao Solo.

R: banda correspondente ao vermelho.

NIR: banda correspondente ao Infravermelho Próximo (Near Infra Red).

L: Fator de ajuste.

Em que:

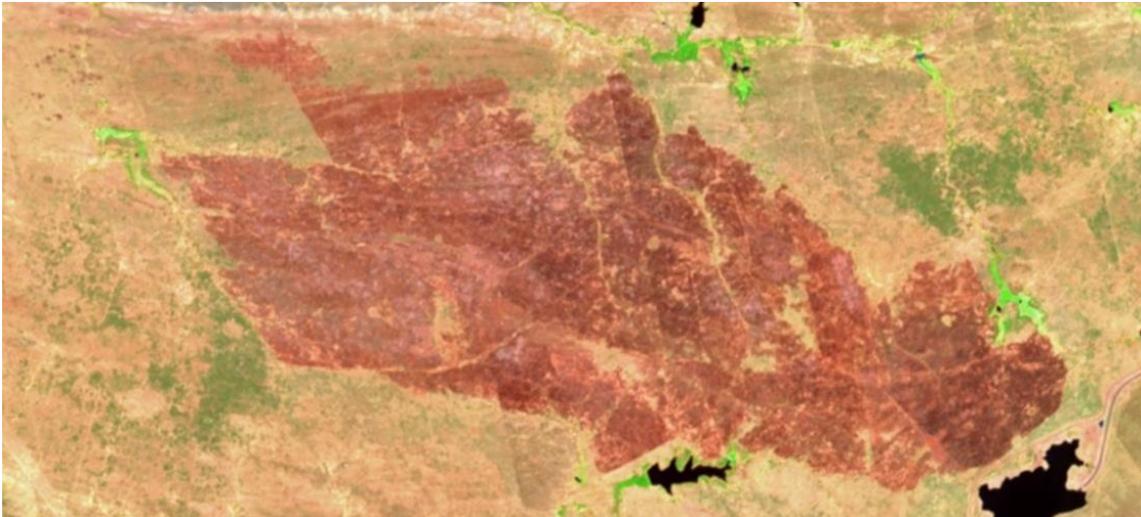
L = 1 para cobertura vegetal muito baixa;

L = 0,5 para cobertura vegetal intermediária;

L = 0,25 para cobertura de alta densidade.

O Índice de Vegetação ajustado ao Solo (SAVI) é usado como informação complementar ao Índice de Queimada por Razão Normalizada (NBR), com a finalidade de auxiliar no entendimento sobre os processos de recuperação da vegetação da área de estudo.

Delimitou-se um polígono na área de estudo compreendendo cerca de 30 km<sup>2</sup> conforme dados obtidos no Sentinel Hub EO Browser para delimitação da área do incêndio (Figura 8). A área situada em Serra Branca, no município de Floresta, coordenadas 8°39'09"S 38°18'59"W, utilizando o ponto 8°41'06"S 38°19'09"W como base de dados para obtenção dos índices NBR e  $\Delta$ NBR, verificando a eficiência destes para determinar a ocorrência de alterações na área.



**Figura 8.** Imagem pós-fogo com banda SWIR utilizando Sentinel-2 L2A.  
**Fonte:** Sentinel Hub EO Browser (2023).

Posteriormente, foi utilizado os índices NBR e  $\Delta$ NBR visando avaliar a severidade do fogo na vegetação pré e pós incêndio. O índice NBR resulta da combinação de duas bandas espectrais, em que a banda NIR irá diminuir conforme o desaparecimento da vegetação (Riet; Veraverbeke, 2022) e ocorrerá a elevação da banda SWIR com os fatores solo exposto, sombreamento da vegetação e área desmatada (Carballo *et al.*, 2022).

Para o índice NBR foi realizada uma análise de variação temporal entre 01/01/2019 e 31/12/2022, dentro de um período de quatro anos (2019, 2020, 2021 e 2022). O índice foi analisado considerando o período antes e após o incêndio, ocorrido entre 4 a 8 de novembro de 2019, estabelecendo a data 21/01/2019 como pré-fogo e 17/11/2019 como pós-fogo.

O Índice de Queimada por Razão Normalizada (NBR) foi proposto por Koutsias e Karteris (1998) e é dado pela seguinte equação:

$$NBR = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$$

Em que:

NBR = Índice de Queima por razão Normalizada;

NIR = Banda do Infravermelho próximo;

SWIR = Banda do infravermelho de ondas curtas.

O índice  $\Delta NBR$  visa avaliar a extensão e a gravidade da queimada por meio da relação entre o NBR antes e após a queimada. Assim, é possível verificar as alterações provocadas relacionadas a queimada e alterações provenientes a vegetação seca (Pantaleão; Ferreira, 2020). Este índice permite a compreensão do gradiente de severidade, além de verificar o processo de rebrota (Teobaldo; Baptista, 2016). Obtido por meio da seguinte equação:

$$\Delta NBR = (NBR_{pré} - fogo) - (NBR_{pós} - fogo)$$

Em que:

$\Delta NBR$  = Índice Delta de Queima por razão Normalizada.

NBR = Índice de Queima por razão Normalizada.

O  $\Delta NBR$  demonstra os conjuntos de dados multitemporais da NBR seguindo um gradiente ou escala unidimensional, com uma faixa teórica de  $-2$  a  $+2$  ou  $-2000$  a  $+2000$ , dimensionados por  $10^3$  (Key; Benson, 2006). Para a classificação da severidade do fogo é utilizada a adaptação realizada por UN-SPIDER (2023) que está de acordo com os valores propostos por Key e Benson (2006). O índice  $\Delta NBR$  apresenta valores flexíveis, em virtude da interferência de alguns aspectos como os limites das faixas espectrais e interferências atmosféricas.

Key e Benson (2006) abordam que valores inferiores a  $-550$  e maiores que  $1350$  podem acontecer, mas que não devem ser analisados e considerados como área queimada ou de rebrota já que provavelmente se devem anomalias detectadas por erros registrados ou por possíveis nuvens ou fatores diversos que foram detectados na área, mas que não necessariamente diz respeito as alterações na cobertura do solo.

Realizou-se a classificação objetivando prever e determinar o risco do grau de severidade da queima para o município de Floresta. Desta forma, a classificação foi simplificada para análise e processamento dos dados, conforme Tabela 4.

**Tabela 4.** Classificação da severidade da queima.

	<b>Nível de severidade</b>	<b>Faixa <math>\Delta</math>NBR</b>
	Não queimado	<0,100
	Severidade baixa	0,100 a 0,270
	Severidade moderada baixa	0,270 a 0,440
	Severidade moderada alta	0,440 a 0,660
	Severidade alta	>0,660

**Fonte:** Elaborada por Nogueira adaptado de UN-SPIDER (2023).

### 3.7 Análise estatística

Foram obtidas variáveis estatísticas como Média, Mediana, Máximo, Mínimo, Desvio Padrão e Coeficiente de Variação para verificar a variação dos índices durante os meses dentro dos períodos estabelecidos (seco, chuvoso e transição entre os períodos) e ao longo dos anos. Foi realizada a Análise de Variância para os índices SAVI e NBR a um nível de significância de 5%. Realizou-se ainda o Teste de Tukey para estas variáveis a um nível de significância de 5%, verificando a diferença destes índices ao longo dos anos. As análises estatísticas foram desenvolvidas por meio do Microsoft Excel Versão 2019 (16.0) e da linguagem Python no Google Colab.

#### 3.7.1 Validação dos Índices NBR, $\Delta$ NBR e SAVI

Verificou-se a confiabilidade da classificação digital do uso e cobertura do solo da área de estudo utilizando a matriz de confusão das áreas de treinamentos que foram classificadas aplicando-se o coeficiente de Kappa (K), em processamento no software GEE para obtenção de relatórios dos anos estudados que compreendia as datas pré-fogo e pós-fogo.

Foram estabelecidas duas classes (0 e 1) para os índices SAVI pré e pós fogo e para o NBR pré-fogo, sendo estas classes denominadas área vegetada e área não vegetada, atribuídas como vegetada para presença de vegetação e não vegetada para ausência de vegetação, solo exposto, rochas e corpos hídricos. Já para as variáveis NBR pós-fogo e  $\Delta$ NBR foram atribuídas duas classes (0 e 1) área queimada e área não queimada, a classe queimada compreendia áreas em que foram

detectados queimadas e possíveis incêndios e para a classe não queimada se atribuí a presença de vegetação e corpos hídricos.

Desta forma, o coeficiente Kappa (K) foi utilizado para avaliação da eficiência dos índices SAVI, NBR e  $\Delta$ NBR, permitindo a qualidade da classificação das imagens obtidas, para validação do mapeamento de cicatrizes antes e após os incêndios.

De acordo com Congalton (1991) este índice se aplica ao Sensoriamento Remoto para verificação da precisão temática levando em consideração os elementos da matriz de confusão, em que há elementos de concordância observado (diagonal principal) e elementos de discordância (fora da diagonal principal). Expressados na equação a seguir:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ij} - \sum_{i=1}^r X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum_{i=1}^r X_{i+} X_{+i}}$$

Em que:

r = número de classes;

$X_{ij}$  = número de elementos classificados corretamente;

$X_{i+}$  = total de elementos classificados para uma categoria  $i$ ;

$X_{+i}$  = total de elementos de referência amostrados para uma categoria  $i$ ;

N = número total de amostras.

Segundo Silva (2011) avaliar à acurácia dos dados obtidos permite ratificar a qualidade do mapeamento realizado. O índice de Kappa (K) apresenta uma variação entre -1 e 1, sendo que quanto mais próximo de 1 melhor será a acurácia. Assim, esses valores são definidos conforme Fonseca (2000) na Tabela 5.

**Tabela 5.** Classificação segundo intervalos do coeficiente Kappa.

Índice Kappa	Desempenho
< 0	Péssima
$0 < k \leq 0,2$	Ruim
$0,2 < k \leq 0,4$	Razoável
$0,4 < k \leq 0,6$	Boa
$0,6 < k \leq 0,8$	Muito Bom
$0,8 < k \leq 1,0$	Excelente

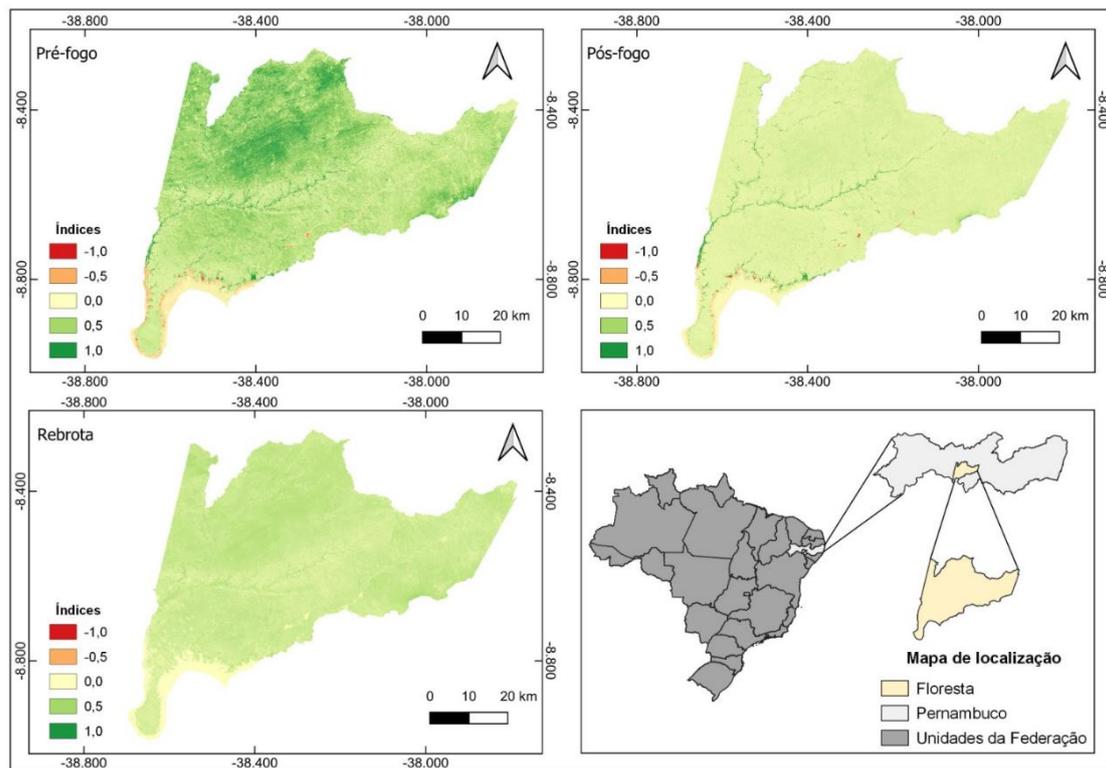
**Fonte:** Fonseca (2000).

Após realização da classificação do uso e cobertura do solo e aplicação do índice Kappa para obtenção da acurácia da análise realizada, também foram obtidos o tamanho da área em km<sup>2</sup> para as classes estabelecidas para cada período (pré e pós-fogo) dos índices estudados.

## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Índice SAVI

Realizada a análise temporal do índice SAVI (2019-2022) foram obtidas as cenas pré-fogo (20/02/2019), pós-fogo (17/11/2019) e rebrota (16/12/2022) para o município de Floresta. Conforme Figura 9.



**Figura 9.** Pré-fogo, pós-fogo e rebrota do índice SAVI para o município de Floresta/PE.

**Fonte:** Nogueira (2023).

Para a análise temporal obtida entre 2019 e 2022 o índice SAVI variou entre 0,1207 e 0,4990, com maiores valores detectados entre os meses de abril a maio e menores valores entre setembro e dezembro, o que influencia nos valores obtidos também para as cenas de pré-fogo, pós-fogo e rebrota, que foram adquiridas em diferentes meses do ano, caracterizando assim a região de estudo nos diferentes períodos.

O município de Floresta apresentou para as cenas pré-fogo um índice alto (0,3795) quando comparado ao período pós-fogo (0,183) e rebrota (0,2705), o que pode ser atribuído a época estudada para as respectivas cenas, tendo em vista que nos meses de janeiro apresentam maiores precipitações pluviométricas quando comparado aos meses de novembro e dezembro. No município, os meses chuvosos,

ocorrem de janeiro a maio, com maior precipitação para os meses de março e abril (Santos *et al.*, 2020).

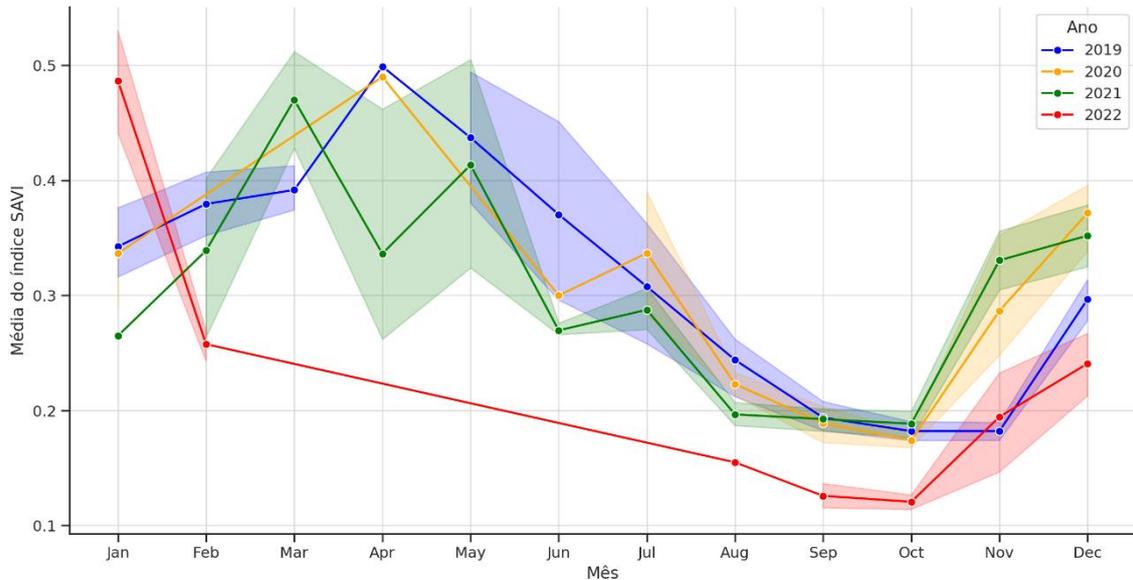
Para a rebrota, a cena estabelecida para estudo foi referente ao mês de dezembro, que se encontra em transição entre o período seco e o período chuvoso, demonstrando a influência deste no índice obtido, apresentando valores mais baixos quando comparado ao pré-fogo. Em vegetação de caatinga, o SAVI expressa informações de forma precisa na região semiárida, sobretudo no período seco, detectando uma variação do índice de -0,299 a 0,787 (Silva *et al.*, 2019).

A Caatinga é muito sensível as variações climáticas, principalmente no que diz respeito a precipitação, em que as espécies mantêm suas folhas no período chuvoso e perdem suas folhas no período seco (Pereira *et al.*, 2020). Tais fatores podem influenciar no verdor da vegetação e conseqüentemente na obtenção dos índices, tendo em vista que a depender da época do ano, ao perder suas folhas, não necessariamente se caracteriza como ausência de vegetação, mas uma peculiaridade do domínio frente as condições climáticas locais.

Destaca-se a eficiência da utilização do índice SAVI neste tipo de vegetação para analisar as suas características, tendo em vista que considera um fator de correção L, verificando a resposta espectral e desconsiderando os possíveis efeitos do solo, ademais ressalta-se a importância de verificar as condições pluviométricas do período estudado para saber qual fator de correção aplicar e averiguar a acurácia ratificada em campo (Ribeiro *et al.*, 2016).

Santos *et al.* (2022) abordaram a importância desse fator correção L, especialmente no período seco, tendo em vista que este possibilitou detectar as diferenças dos níveis de solo exposto, inclusive na agricultura, em áreas de lavouras de cana-de-açúcar, em que algumas delas são alvo da queima controlada nesse período para facilitar no processo de colheita.

Analisou-se as os valores médios mensais para os anos 2019, 2020, 2021 e 2022 (Figura 10), observando a variação do índice SAVI, a resposta da vegetação e a sazonalidade existente durante os diferentes períodos do ano, além de se determinar o risco de incêndio na região de Floresta.



**Figura 10.** Valores médios mensais do índice SAVI por ano para o município de Floresta/PE.

**Fonte:** Nogueira (2023).

Para o ano de 2019, o índice começa relativamente alto em janeiro (0,3425) e atinge um pico em abril (0,499). Depois de abril, há uma tendência de queda acentuada até outubro (0,1821), o que pode ser um indicativo de maior risco de incêndio, já que a vegetação pode estar mais seca e suscetível. Assim, índices mais altos podem indicar presença de vegetação sadia pela ocorrência de chuvas constantes nesse período, seguidos de índices mais baixos provenientes de baixas precipitações e altas temperaturas característicos do período seco.

Pereira *et al.*, (2020) analisando a cobertura do solo por meio do SAVI e NDWI na microrregião do Cariri Oriental (APA das Onças) em 2019 para vegetação de caatinga, com maiores precipitações nos meses de janeiro a maio, observaram um índice SAVI que variava entre -0,155 a 0,732 apresentando-se alto quando maior teor de umidade era detectado pelo NDWI, já quando esse se expressava baixo, consequentemente o NDWI detectava um baixo teor de umidade.

No ano de 2020 detectou-se que o índice tem valores similares aos de 2019 em meses correspondentes. No entanto, houve um aumento notável em dezembro (0,3717) em comparação com novembro (0,2867). Já para o ano de 2021 o índice começa mais baixo em janeiro (0,265) em comparação com os anos anteriores. Há um pico em março (0,4700), seguido de uma queda acentuada em junho (0,2697), seguindo pelos próximos meses até outubro (0,1886).

Nesse aspecto, isso pode ser um indicativo de um período mais seco, caracterizando-se pela perda das folhas pela vegetação em decorrência das altas temperaturas e baixas precipitações. Em estudos no Nordeste de Minas Gerais, Marinho *et al.*, (2021) identificaram que os meses de outubro e agosto foram detectados maiores registros de focos de incêndio, avaliou-se também as precipitações anuais acumuladas entre 1998-2015, com um déficit entre 75,0 e 225,0 mm.<sup>-1</sup> em áreas que apresentavam alta densidade de focos de fogo.

Em 2022, nota-se um valor alto em janeiro (0,4867), que cai drasticamente em fevereiro (0,2577). Os meses de agosto a outubro de 2022 apresentam um risco elevado, com os valores mais baixos de SAVI registrados, apresentando os valores mais baixos de todos os anos analisados (abaixo de 0,2), indicando uma vegetação menos densa, que pode estar atribuído as características da vegetação nesse período. A Caatinga apresenta entre os meses de junho e julho um solo mais seco, fator que influencia em um padrão fenológico da vegetação quanto a perda das folhas (Pinheiro *et al.* 2017).

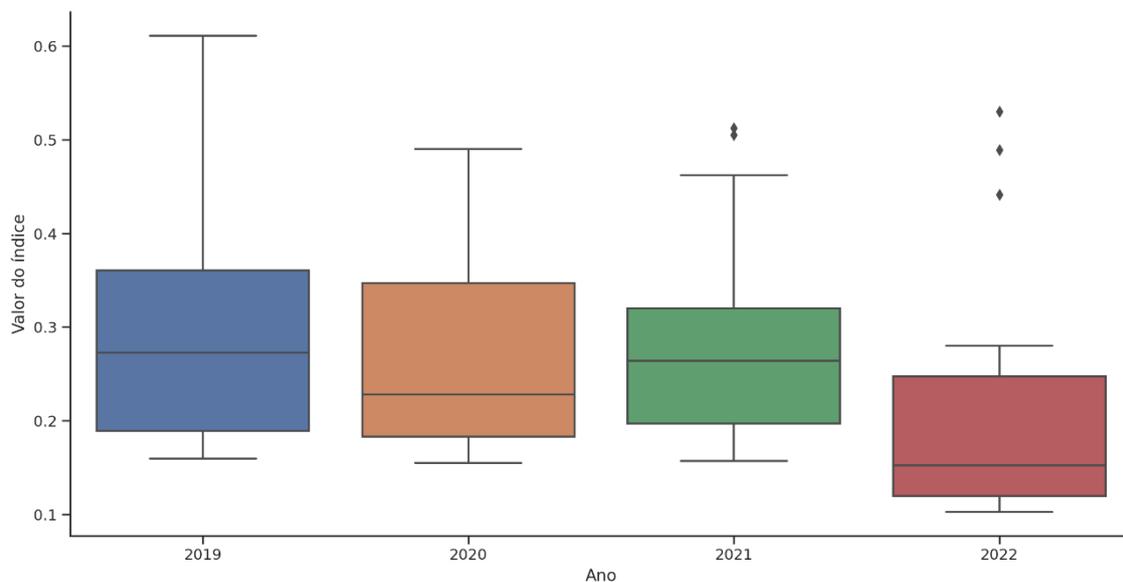
O índice SAVI apresentou durante o período seco, valores inferiores a 0,5 sugerindo a influência da zona fitogeográfica dominada pela caatinga hiperxerófila, que possui espécies adaptadas ao semiárido, com características como espinhos, perda total ou parcial das folhas, sinais de envelhecimento e atividade fotossintética reduzida (Caetano *et al.*, 2022). Estes fatores resultam em uma região com vigor vegetativo mais baixo, influenciando na obtenção do índice.

A queda acentuada do índice SAVI durante certos meses (como visto em 2019 e em 2020 após abril) pode ser um indicativo de uma vegetação menos vigorosa, indicando assim a saúde da vegetação. Nota-se que o índice de vegetação SAVI tende a apresentar valores mais altos no início do ano e diminui no decorrer do ano, o que pode estar relacionado à sazonalidade das chuvas ou outros fatores climáticos que afetam a resposta espectral da vegetação.

O índice SAVI, que varia de -1 a 1, expressa a sazonalidade da vegetação de caatinga, apresentando valores inferiores a 1 durante todos os anos estudados. Os resultados indicam variações significativas no SAVI que são tanto sazonais quanto anuais. A tendência de declínio ao longo dos anos pode ser preocupante e sugere a necessidade de monitoramento contínuo e possíveis medidas corretivas, tendo em vista que as condições climáticas proporcionam condições mais suscetíveis a propagação de incêndios.

Além disso, é importante destacar a influência das ações antrópicas, especialmente na agricultura, em que o pequeno agricultor costuma utilizar a queimada como técnica para deixar a área pronta para o plantio e receber as primeiras chuvas. A prática de queima é empregada para a limpeza inicial e, quando aplicada de forma não controlada, pode ocasionar incêndios de grandes proporções (Marinho *et al.*, 2021).

Analisou-se ainda a distribuição anual do índice SAVI durante quatro anos consecutivos, 2019, 2020, 2021 e 2022, conforme Figura 11.



**Figura 11.** Distribuição anual do índice SAVI para o município de Floresta/PE.  
**Fonte:** Nogueira (2023).

Para o ano de 2019 a mediana do índice SAVI é relativamente alta, situada em torno de 0,273. A caixa, que representa o intervalo interquartil (IQR), é estreita, indicando menor variabilidade entre os valores centrais do índice SAVI. O valor máximo é notavelmente mais alto que em outros anos, chegando a 0,611, o que pode indicar condições excepcionalmente boas para o SAVI. O coeficiente de variação (CV) é alto (37,12%), mas não o maior entre os anos, o que indica que, apesar da variabilidade, os valores não estão tão dispersos em relação à média quando comparados a 2022.

Já em 2020 a mediana diminui ligeiramente em relação a 2019, situada em 0,2614, indicando uma pequena queda na centralidade dos dados do SAVI. A amplitude interquartil é comparável à de 2019, sugerindo uma variabilidade semelhante entre os valores do quartil médio. O valor máximo é menor do que em 2019, apresentando 0,49 para o máximo, o que indica que os valores

excepcionalmente altos do índice SAVI não foram tão comuns ou ainda que foram mais moderados. O CV (35,23%) é um pouco menor do que em 2019, o que sugere uma variabilidade relativa ligeiramente menor dos dados em torno da média.

Em 2021 a mediana aumenta um pouco em comparação com 2020, para 0,264, o que pode indicar uma melhora nas condições medidas pelo índice SAVI. A caixa mostra um IQR mais amplo no lado superior, sugerindo que mais dados estão concentrados acima da mediana. O valor máximo é de 0,512, apresentando-se menor do que em 2019 e ligeiramente maior quando comparado a 2020, mantendo a tendência de não haver valores extremos como em 2019. Ainda para o ano de 2021, detectou-se um coeficiente de variação baixo (34,60%), comparando-se aos quatro anos analisados, o que indica a visualização de outliers no gráfico com uma menor dispersão relativa em torno da média.

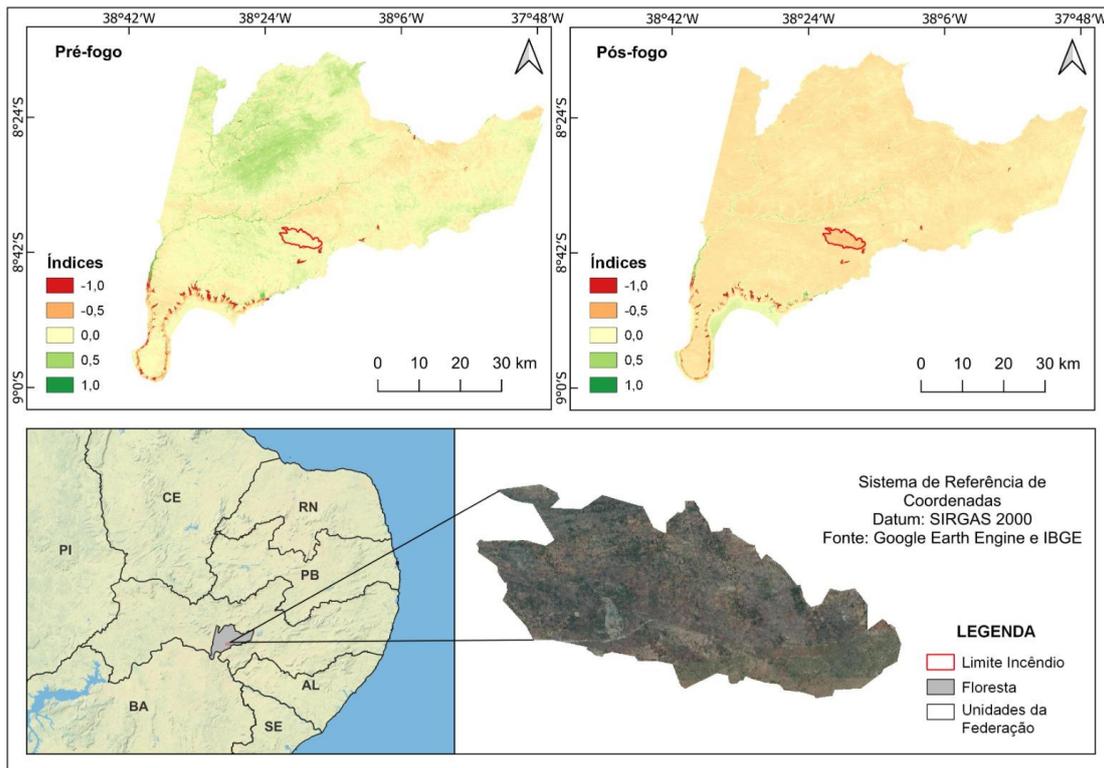
Para o ano de 2022 a mediana tem uma queda significativa em comparação com os anos anteriores, com um valor em torno de 0,1525, o que pode refletir uma piora nas condições ou mudanças significativas no ambiente ou na cobertura vegetal para o respectivo ano, indicando a presença de pontos fora da curva. Já o IQR é mais compacto, o que indica que os valores do índice SAVI estão mais agrupados em torno da mediana. O CV foi o maior analisado (54,75%), expressando uma maior dispersão dos dados.

Desta forma, pode-se verificar o comportamento do índice ao longo dos anos, analisando o comportamento da vegetação em diferentes épocas. A utilização do índice SAVI e do NBR dentro do Sensoriamento Remoto permite observar a cobertura da terra, por meio de observações utilizando satélites como o Sentinel-2a e o Landsat e realizando análises temporais, comparando as imagens obtidas nos diferentes períodos e avaliando a degradação causada, detectando incêndios e demais perturbações (Hirschmugl *et al.*, 2021).

## 4.2 Índice NBR e $\Delta$ NBR

### 4.2.1 Índice NBR

Foi realizada uma análise de variação temporal para o índice NBR, considerando o período antes (21/01/2019) e após o incêndio (17/11/2019), conforme Figura 12.



**Figura 12.** Pré-fogo e pós-fogo do índice NBR para o município de Floresta/PE. **Fonte:** Nogueira (2023).

O índice NBR varia entre  $-1,0$  a  $1,0$  (Santos *et al.*, 2020), em que pixels positivos e próximos a 1 indicam uma vegetação saudável, representados pela cor verde, já os valores próximos de zero podem sinalizar a ocorrência de nuvens, gramíneas e solo exposto, representados pela cor amarela, já uma NBR negativa, pode indicar um estresse hídrico na vegetação e a ocorrência de incêndios na área, indicados pela coloração vermelha.

A Figura 12 demonstra o potencial do NBR em expressar alterações da área de estudo, em que o polígono delimitado da área de limite de incêndio expressou uma variação da coloração do limite do incêndio na imagem pré-fogo e pós-fogo. O pré-fogo demonstra uma variação entre 0 e 0,5 expressados pela coloração amarela e

verde claro, respectivamente. O pós-fogo está representado por cores alaranjadas, que indicam valores mais próximos de -1.

Na área estudada foi possível detectar índices baixos para a data estabelecida como pré-fogo (0,0362), o que se atribui as condições climáticas locais da região, em que apesar de ser atribuída dentro do período estabelecido como chuvoso, a região conta com irregularidade das chuvas o ano todo, influenciando na sazonalidade da vegetação.

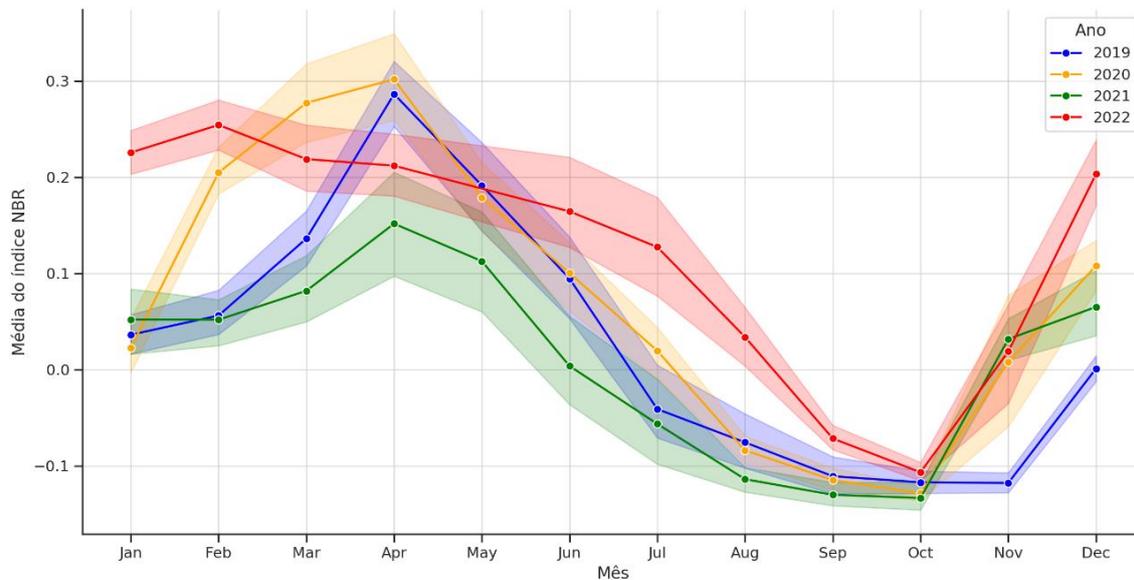
O satélite CHIRPS, em 2019, registrou uma precipitação pluviométrica anual de aproximadamente 484,37mm, com maiores precipitações mensais nos meses de janeiro e abril e menores precipitações de agosto a outubro. Detectou-se ainda por meio da banda LST\_Day\_1km aplicado ao MOD11A1.061 temperaturas anuais de 36,31°C.

Na Caatinga, particularmente no período seco, ocorre a perda de suas folhas como estratégia frente a essas condições climáticas. Desta forma, estes fatores podem influenciar no aumento da evapotranspiração, o que proporciona um material combustível disponível para queima, características estas que podem vir a tornar o ambiente mais susceptível a condições que influenciam na propagação do fogo.

As cenas obtidas na região de estudo para o pós-fogo (-0,1178), apresentaram valores negativos, indicando, portanto, a presença de alterações na área, expressando assim a ocorrência de incêndio na região de estudo. Os incêndios florestais têm maior probabilidade de ocorrência em todo o Brasil entre os meses de agosto a novembro, com os maiores focos de calor registrados na região nordeste neste mesmo período (Pinto *et al.*, 2021).

Neste aspecto, condições climáticas, evidenciadas por condições secas prolongadas, precipitação reduzida e a sazonalidade das chuvas favorecem a ocorrência de incêndios, especialmente quando estas áreas têm o fogo utilizado para o preparo da terra, facilitando ainda na propagação de queimadas para áreas que não foram afetadas anteriormente por tais fenômenos (Huijnen *et al.*, 2016).

Verificou-se para os anos 2019, 2020, 2021 e 2022 os valores médios mensais do índice NBR e a viabilidade deste na detecção de incêndios na região de Floresta, além de verificar as variações ao longo de diferentes anos (Figura 13).



**Figura 13.** Valores médios mensais do índice NBR por ano para o município de Floresta/PE.

**Fonte:** Nogueira (2023).

O índice NBR variou de -0,1067 a 0,3017 entre 2019 e 2022 com maiores valores detectados no período chuvoso entre os meses de janeiro a abril e menores valores no período seco, entre julho e novembro, indicando assim a presença de possíveis incêndios e queimadas ou de fatores externos que influenciam na obtenção do índice.

O ano de 2019 apresentou uma tendência que começa com valores mais altos, registrando um aumento do índice de janeiro até maio, com um alto índice em abril (0,2864), indicando uma cobertura vegetal mais vigorosa. A tendência declina em certos meses, registrando um declínio significativo, com valores negativos durante os meses de julho (-0,041) a dezembro (0,001), o que pode refletir um período de seca.

Ademais, vale salientar que o incêndio registrado em 2019 ocorreu dentro deste período, em novembro de 2019 (-0,1178), demonstrando assim a eficiência do índice em refletir as condições climáticas locais ou ainda na detecção da ocorrência de possíveis alterações mais brandas, como é o caso do incêndio ocorrido neste período, refletindo assim em valores baixos e negativos no índice.

Gonçalves e Dias (2020) estudando a correlação existente a focos de calor e variáveis meteorológicas detectaram maiores números de focos de calor nos meses que apresentaram características como precipitações pluviométricas reduzidas e baixa umidade relativa do ar, contribuindo para que o material combustível fique propício a ocorrência de incêndios.

Além disso, detecta-se a influência das atividades antrópicas na ocorrência de incêndios no domínio fitogeográfico Caatinga, tal cenário evidencia a importância da realização e divulgação de pesquisas que objetivem verificar e retratar a sensibilidade da região semiárida na recuperação destes fenômenos (Silva; Pacheco, 2021).

Em 2020, há uma variação mensal significativa com alguns picos notáveis, que podem indicar uma recuperação rápida da vegetação ou períodos alternados de ausência de vegetação e recuperação. Observa-se índices maiores no início do ano, entre fevereiro (0,2047) a abril (0,3017) e posterior declínio, com menores índices registrados entre os meses de agosto (-0,0839) a novembro (0,0078), seguido de uma breve recuperação em dezembro (0,108).

O município de Floresta apresentou uma precipitação média anual em 2020 de aproximadamente 668,2mm, com temperaturas anuais de 34,96°C, apresentando maiores precipitações mensais entre os meses de janeiro a abril e menores entre agosto e outubro, com uma breve recuperada em novembro, o que pode influenciar na obtenção dos índices no mês subsequente.

Analisando-se o comportamento do índice no decorrer dos meses, observa-se as variações de precipitação, além de ser possível observar o comportamento da vegetação nos diferentes períodos. Ademais, verifica-se a susceptibilidade desta ao fogo, principalmente quando manejada de forma inadequada. No aspecto ecológico, áreas que apresentam uma menor precipitação tendem a possuir uma cobertura vegetal irregular, com menor atividade fotossintética, tais características dependem do clima e irão se apresentar de diferentes formas por meio de sinais espectrais, refletidas por meio de índices que irão variar de acordo com as características visualizadas na área de estudo (Liu et al., 2023).

O ano de 2021 começou com um dos valores mais baixos do índice para o mês de janeiro (0,0521), sugerindo uma menor densidade vegetativa ou alguma pequena alteração. No entanto, vemos uma recuperação nos meses subsequentes, o que pode estar relacionado a um período chuvoso detectando maiores índices para os meses de abril (0,1517) e maio (0,1127), com menores índices registrados novamente de julho (-0,0564) e outubro (-0,1334).

Para o ano de 2021 registrou-se uma precipitação acumulada anual de 438,43mm, as mais baixas precipitações tanto anuais quanto mensais registradas dentro de todos os anos analisados (2019-2022), que se manteve por todo o ano, tanto para o período chuvoso quanto para o período seco. Apresentando ainda uma

temperatura anual de 35,55°C, uma das maiores temperaturas anuais registradas no decorrer dos anos estudados.

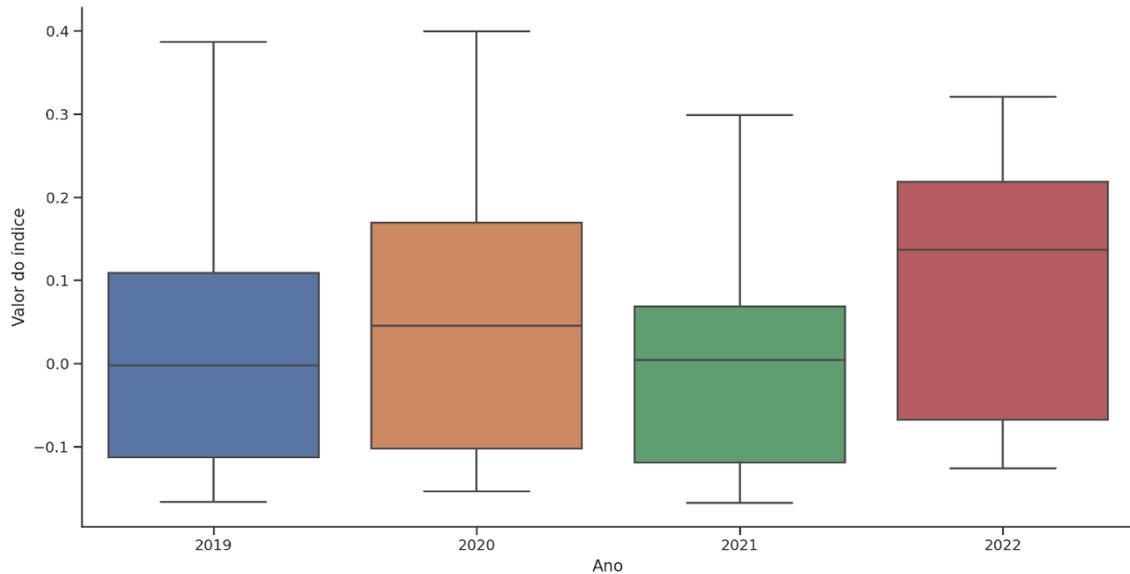
Em 2022 há uma tendência relativamente estável com menos flutuações extremas em comparação com os anos anteriores, um pequeno declínio registrado entre agosto (0,0338) e novembro (0,0188), o que sugere a influência do período no índice, tendo em vista que essa época do ano apresenta menos precipitações e a vegetação fica mais seca.

Foram observados maiores focos de queimadas e calor na mesorregião do Sertão da Paraíba que se atribui às condições climáticas locais associado às ações antrópicas, por meio do uso da queimada como uma técnica de manejo para o plantio e limpeza das áreas (Pereira; Silva, 2016). Deste modo, pode-se destacar a influência destas duas variáveis na detecção de índices mais baixos em determinados períodos do ano.

Em 2022, o município de Floresta apresentou uma precipitação acumulada anual de 560,94mm, se destacando, portanto, como a segunda maior precipitação anual avaliada ao longo dos anos. Apresentando uma precipitação mensal acumulada de forma constante tanto para o período chuvoso, quanto para o seco, mantendo-se por todo ano. A temperatura anual para este ano foi a menor detectada, com 32,32°C.

Ademais, com base na análise dos diferentes anos, observa-se que as variações ocorridas no decorrer de quatro anos são influenciadas pelas condições climáticas e pelo ciclo de crescimento da vegetação na Caatinga. Além disso, vale salientar que a largura das linhas em cada mês indica a variação entre os meses dos valores do índice NBR. Meses com linhas mais largas indicam maior variação diária, o que pode ser devido a mudanças rápidas nas condições ambientais ou eventos esporádicos que afetam a vegetação.

Analisou-se ainda a distribuição anual do índice NBR durante quatro anos consecutivos, 2019, 2020, 2021 e 2022, observado na Figura 14.



**Figura 14.** Distribuição anual do índice NBR para o município de Floresta/PE.  
**Fonte:** Nogueira (2023).

Em 2019 a média do índice NBR é levemente positiva (0,0191), indicando um balanço ligeiramente mais inclinado para áreas não queimadas ou com vegetação saudável. Há uma variação considerável, como mostrado pelo desvio padrão relativamente alto (0,1396). A distribuição é assimétrica, tendo em vista que a média é deslocada para a extremidade superior do interquartil e o coeficiente de variação (CV) é muito alto (731,91%), sugerindo grande variabilidade relativa.

Para o ano de 2020 a média do índice é mais alta (0,0508) que em 2019, sugerindo uma melhor condição média da vegetação ou menos áreas queimadas. O intervalo interquartil é mais estreito em comparação a 2019, sugerindo menos variabilidade nos dados, embora o desvio padrão ainda seja alto (0,1535). A mediana (50%) é positiva e mais alta (0,0452) que a de 2019 (-0,0023), o que reforça a melhoria na condição média da vegetação. O CV é menor que em 2019 (302,07%), indicando que a variabilidade relativa dos dados diminuiu, quando comparado a este ano, porém ainda assim se apresenta alto.

A média é negativa em 2021 com um valor de -0,0059, o que pode indicar uma piora na condição média da vegetação ou um aumento nas áreas queimadas. O desvio padrão (0,1110) é menor do que em 2020, indicando menos variação nos dados. O valor máximo é significativamente menor do que nos anos anteriores, sugerindo que os valores extremos com vegetação muito saudável são menos comuns.

O CV para o ano de 2021 também é negativo e extremamente alto em magnitude (-1881,34%), o que é atípico indicando a presença de valores negativos que afetam a interpretação deste, como por exemplo, a influência da média na sua obtenção, que também se expressou de forma negativa. Ademais, é necessário detectar a obtenção do índice durante todo ano, observado o quanto este se expressou, apresentando valores muito baixos ou negativos por diversos meses.

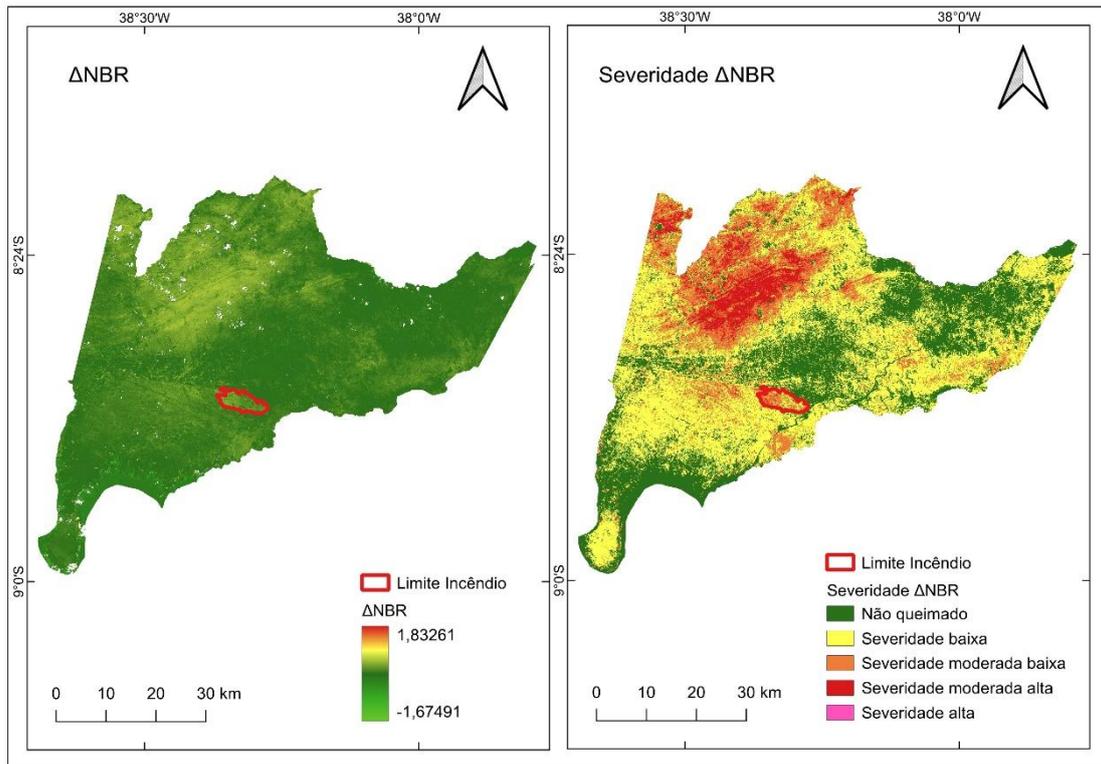
Em 2022 a média do índice é a mais alta encontrada quando comparada aos anos anteriores (0,0947), expressando assim uma vegetação mais sadia ou menor risco de incêndios para a vegetação. O índice expressou ainda um alto desvio padrão (0,1455) e um coeficiente de variação alto (153,63%), indicando uma alta variabilidade dos dados.

De acordo com o INPE (2023) para os respectivos anos estudados no estado de Pernambuco detectou-se um aumento gradual para os focos de calor ativos, registrando-se para o ano de 2019 o equivalente 840 focos, em 2020 foram registrados 1017, já 2021 apresentou 1192, com um pequeno declínio em 2022 constatando-se um total de 1155 focos ativos. Ademais, vale salientar que o período apresentado com maiores focos está entre os meses de setembro, outubro, novembro e dezembro.

Nesse contexto, é importante verificar a distribuição destes para todo o estado, para melhor compreensão da sua dinâmica nas diversas regiões que o abrange ao longo dos anos, detectando seu comportamento no município de Floresta e nas demais localidades, o que irá auxiliar na tomada de decisões e evitar a ocorrência e propagação do fogo. Além de ser possível estudar o índice NBR dentro das áreas mais propensas e na época mais susceptível, verificando sua eficiência na detecção de incêndios.

#### 4.2.2 Índice $\Delta$ NBR

Foram obtidos resultados provenientes do NBR pré-fogo (21/01/2019) e pós-fogo (17/11/2019) e aplicados para obtenção do  $\Delta$ NBR, logo após a obtenção do  $\Delta$ NBR se determinou o risco do grau de severidade da queima, conforme Figura 15.



**Figura 15.**  $\Delta$ NBR e classificação do risco da severidade da queima para o índice  $\Delta$ NBR no município de Floresta/PE.

Fonte: Nogueira (2023).

O índice  $\Delta$ NBR potencializa as mudanças entre as cenas da NBR, demonstrando assim ocorrência de incêndios na área (Teobaldo e Baptista, 2016), detectando assim possíveis alterações que ocorreram na área de estudo e potencializando as áreas que podem representar incêndios ou queimadas no município.

Desta forma, evidencia-se a área em que ocorreu o incêndio em 2019, demonstrando a capacidade do índice em detectar diferentes feições em Floresta, diferenciando a área queimada de outras áreas não queimadas, além de detectar incêndios e ou queimadas para todo o município em questão para posteriormente determinar o risco do grau de severidade nestas áreas.

Para o índice  $\Delta$ NBR podemos observar uma predominância das cores verde e amarela no mapa, especialmente na área que ocorreu incêndio, representadas pela

coloração amarela. O índice em questão que varia de -2 a +2, apresentou um valor mínimo de -1,67491 e máximo de 1,83261, em que as áreas que apresentaram maior risco de incêndio são representadas pelas cores vermelha e amarela, com maior predominância da cor amarela, já áreas de baixo risco e maior produtividade fotossintética são representadas pela cor verde.

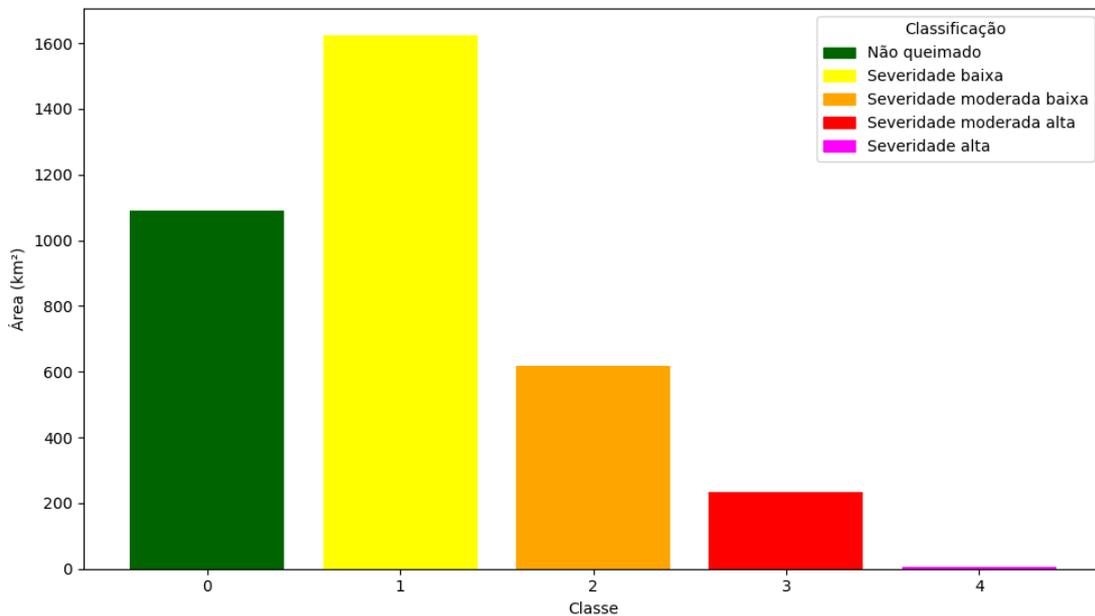
Deve-se verificar ainda a dinâmica da vegetação, certificando a utilização do índice  $\Delta\text{NBR}$  na detecção das áreas queimadas, visto que este pode potencializar também áreas não vegetadas. Nesse contexto, verifica-se a influência da sazonalidade da vegetação de caatinga e o período estudado, que podem influenciar nesse aspecto. Realizando uma análise do grau de severidade de áreas queimadas na Estação Ecológica de Águas Emendadas por meio de dados do Landsat 8, utilizando os índices  $\Delta\text{NBR}$  e  $\text{RdNBR}$ , detectou-se que o índice  $\Delta\text{NBR}$  subestimou áreas queimadas, além de constatar e evidenciar áreas não arborizadas (Silva; Baptista, 2015).

Para a determinação do risco de severidade da queima, os primeiros níveis de severidade referem-se a áreas onde a atividade fotossintética aumentou após a ocorrência de incêndio, representadas pela coloração verde, expressando assim áreas não queimadas, concentrando-se nos valores mais baixos da tabela (0,100). Estes valores irão variar conforme o risco do grau da severidade detectada na área, indo desde a severidade moderada baixa, na cor amarela, até severidade alta (>0,660), expressadas na cor fúcsia.

No município de Floresta, observa-se uma variação dentro do índice em que poucas áreas foram detectadas acima de 0,660 o que indica anomalias, tais anomalias podem estar atribuída a efeitos da atmosfera como presença de nuvens ou a alterações no uso e cobertura do solo, a exemplo disso a ocorrência de áreas com queimas mais severas, principalmente quando detectadas dentro do polígono delimitado do incêndio, que contribuem para validação dos dados.

Os níveis iniciais demarcam um aumento de produtividade após o evento, que ocorrem em trechos que apresentavam antes do incêndio a presença de gramíneas onde a  $\Delta\text{NBR}$  pode se demonstrar fortemente negativa, representando as áreas com aumento de produtividade pós-incêndio, em que pixels típicos não queimados encontram-se próximos de zero na escala, já os quatro últimos níveis estão todas as outras áreas queimadas com a  $\Delta\text{NBR}$  positiva e um  $\text{NBR}$  pós-incêndio menor do que a do pré-incêndio (Santos *et al.*, 2020).

Foram obtidas ainda os tamanhos das áreas em km<sup>2</sup> conforme a classificação do risco da severidade da queima estabelecida de acordo com a Figura 16.



**Figura 16.** Classificação da severidade da queima por área (km<sup>2</sup>) no município de Floresta/PE.

**Fonte:** Nogueira (2023).

O município de Floresta compreende aproximadamente 3.604,948 km<sup>2</sup> em extensão. Realizou-se a classificação da severidade da queima para determinar o risco do grau de severidade de queimada no respectivo município, em que dentro deste foram obtidas 1.091,08 km<sup>2</sup> de áreas não queimadas, com 1.624,90 km<sup>2</sup> de áreas com severidade baixa, 616,61 km<sup>2</sup> de áreas com severidade moderadamente baixa, 234,45km<sup>2</sup> de áreas com severidade moderadamente alta e 4,23 km<sup>2</sup> de áreas queimadas com severidade alta.

A área afetada por incêndios em 2019 no município de Floresta compreendia 30km<sup>2</sup>. No entanto, apesar da extensão da queimada, é necessário avaliar a severidade com que esta ocorre e afeta o meio, tendo em vista o comportamento da vegetação frente a estes fatores, pois de 2.479,89 km<sup>2</sup> áreas queimadas no município foram registradas um total de 4,23 km<sup>2</sup> com alta gravidade, que podem evidenciar a ocorrência de queimadas no meio ou ainda a presença de possíveis anomalias detectadas.

Nesse contexto, levando em consideração a influência das condições climáticas no meio, sobretudo em regiões semiáridas, é necessário estudar as

características que influenciam na ocorrência do fogo para assim criar planos de ação afim de mitigar os danos (Farfán *et al.*, 2021), verificando a época mais propícia e detectando as ações externas que influenciam nesse quesito, visando cessar tais efeitos.

### 4.3 Análise estatística dos índices SAVI e NBR

Foi realizada a Análise de Variância a um nível de significância de 5% para os índices SAVI e NBR ao longo dos anos (2019-2022) e obtiveram-se os seguintes dados, representados nas Tabelas 6 e 7.

**Tabela 6.** Análise de Variância do índice SAVI ao longo dos anos (2019-2022) no Município de Floresta/PE.

FV	Quadrado Médio					
	GL	SQ	QM	F	Valor P	F Crítico
<b>Anos</b>	3	0,1611	0,0537	5,2502*	0,0017	2,6527
<b>Resíduo</b>	188	1,9234	0,0102			
<b>Total</b>	191	2,0845				

**Legenda:** FV: Fonte de variação; GL: Grau de liberdade; SQ: Soma dos Quadrados; QM: Quadrado médio; F: F Calculado; Valor P: Valor de probabilidade; F Crítico: Valor crítico tabelado; ( \* ): Nível de significância a 0,05 de probabilidade.

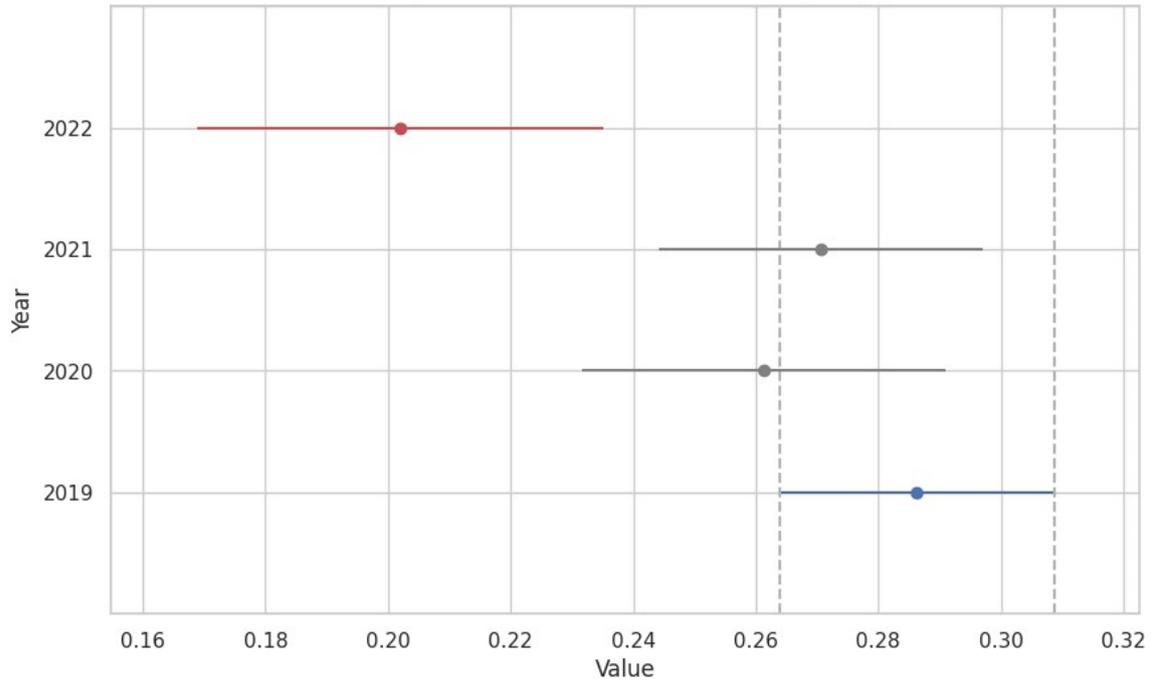
**Tabela 7.** Análise de Variância do índice NBR ao longo dos anos (2019-2022) no Município de Floresta/PE.

FV	Quadrado Médio					
	GL	SQ	QM	F	Valor P	F Crítico
<b>Anos</b>	3	0,6289	0,2097	10,937*	5,811720 <sup>-07</sup>	2,6233
<b>Resíduo</b>	485	9,2967	0,0192			
<b>Total</b>	488	9,9257				

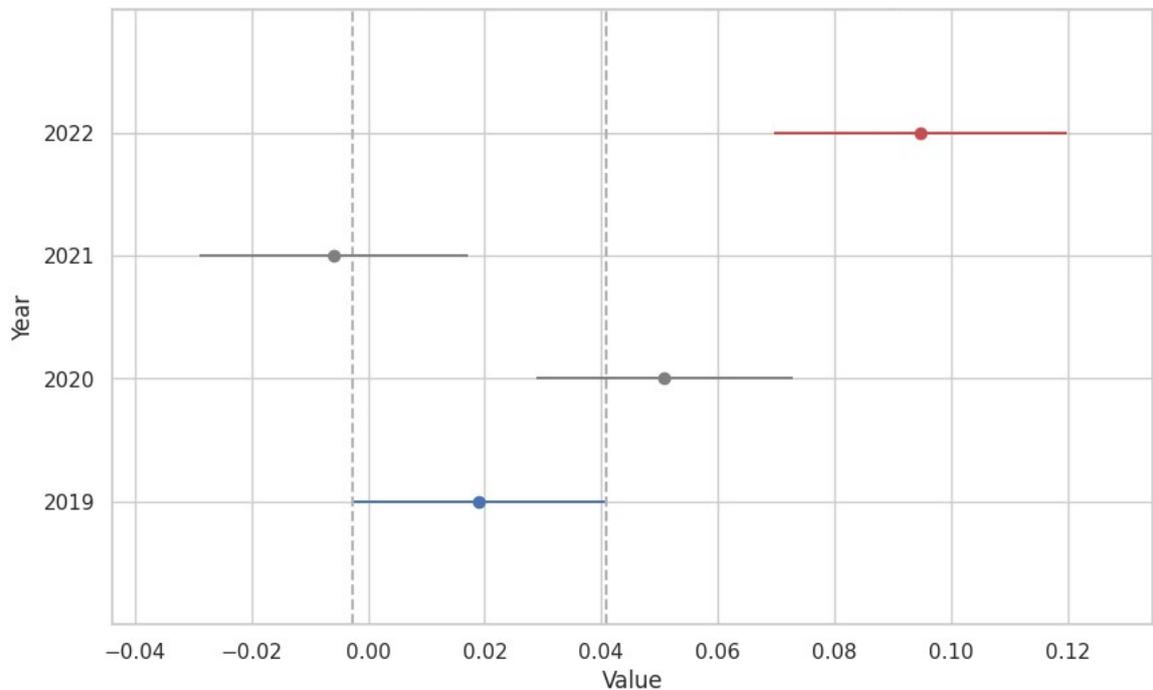
**Legenda:** FV: Fonte de variação; GL: Grau de liberdade; SQ: Soma dos Quadrados; QM: Quadrado médio; F: F Calculado; Valor P: Valor de probabilidade; F Crítico: Valor crítico tabelado; ( \* ): Nível de significância a 0,05 de probabilidade.

Efetuada a análise observou-se que para ambos os conjuntos de dados (SAVI e NBR), o P-valor é menor que o nível de significância de 0,05, o que indica que há uma diferença significativa nos valores dos índices entre os anos. O F calculado é maior que o F crítico para ambos os índices, o que também indica que há diferença significativa para cada índice estudado ao longo dos anos.

Realizou-se ainda o teste Tukey a um nível de significância de 5% para os índices SAVI e NBR, verificando a diferença destes ao longo dos anos estudados (2019-2022) representados nas Figuras 17 e 18.



**Figura 17.** Múltiplas comparações entre todos os pares (Tukey) do índice SAVI.  
**Legenda:** Year: Ano; Value: Valor.  
**Fonte:** Nogueira (2023).



**Figura 18.** Múltiplas comparações entre todos os pares (Tukey) do índice NBR.  
**Legenda:** Year: Ano; Value: Valor.  
**Fonte:** Nogueira (2023).

As linhas horizontais nos gráficos representam os intervalos de confiança para as médias dos anos. Observou-se os intervalos de confiança para os anos estudados, se os anos não se sobrepõem, indica que há uma diferença significativa entre as médias desses anos. Nesse contexto, os resultados fornecem uma visão mais detalhada de como os índices SAVI e NBR diferem entre os anos, indicando assim que tanto o índice SAVI quanto o NBR apresentou diferença estatística, em que o ano de 2022 diferiu estatisticamente dos demais (2019, 2020, 2021).

Esta diferença pode estar atribuída a uma menor ocorrência de queimadas e risco de incêndio para o ano de 2022 quando comparado aos anos de 2019, 2020 e 2021, apresentando um índice NBR maior em relação aos demais, que apresentaram valores baixos e ou negativos. Ademais, observou-se um comportamento de maiores precipitações e menores temperaturas para o ano de 2022, o que pode indicar uma influência dessas variáveis no comportamento dos índices ao longo dos anos, expressando-se assim no respectivo índice.

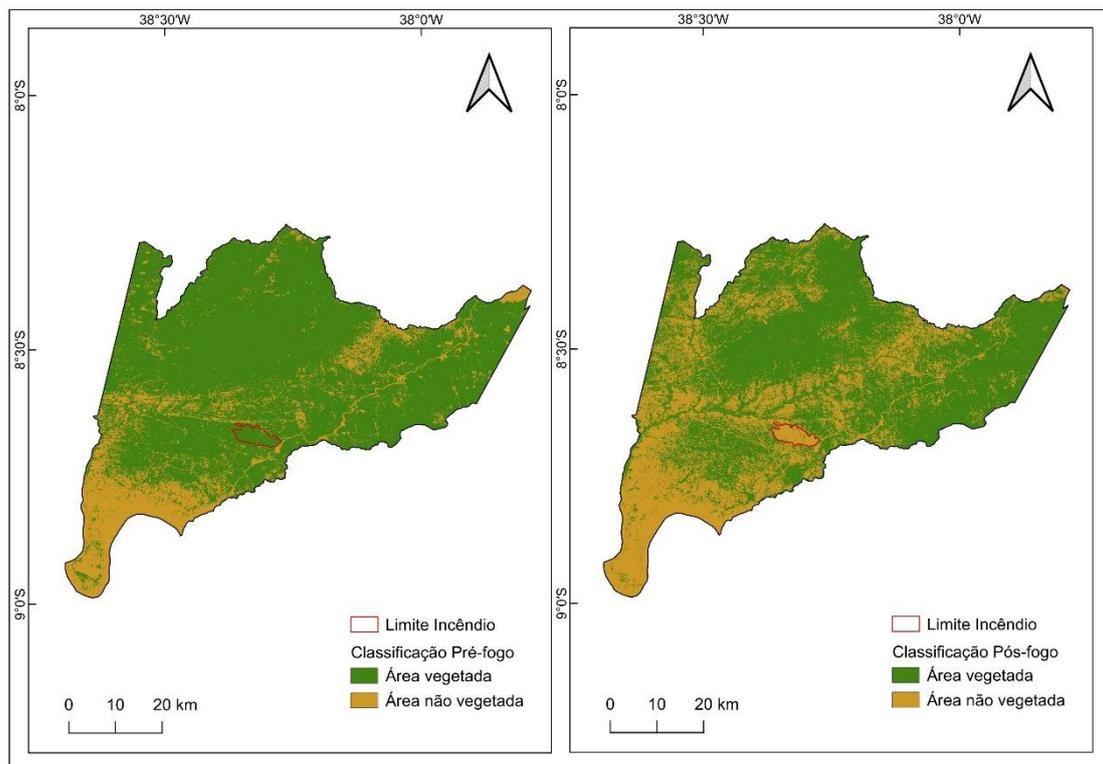
Já para o índice SAVI, os anos de 2019, 2020 e 2021 apresentaram valores maiores quando comparados a 2022, porém o índice no geral expressou valores baixos para todos os anos estudados, indicando assim o comportamento do índice na região semiárida, que se demonstra evidenciado pela sazonalidade da vegetação de caatinga. Ademais, o ano 2022 apresentou indisponibilidade de cenas em determinados períodos, o que pode ter influenciado nos valores obtidos.

Observa-se para a área definida como do limite do incêndio em que ocorreu o incêndio em 2019 altas temperaturas e baixas precipitações para todos os anos estudados (Figura 6 e 7), com breve recuperação destas variáveis em 2022, que foi o ano que registrou temperaturas mais amenas e melhores condições de precipitação no local, demonstrando-se de forma mais distribuída no município de Floresta durante todo ano, quando comparado aos demais anos estudados.

#### 4.4 Utilização do Kappa para validação dos Índices SAVI, NBR e $\Delta$ NBR

Realizou-se a classificação do uso e ocupação do solo por meio do GEE e obtiveram-se os seguintes resultados, referente ao índice SAVI pré e pós fogo (Figura 19), NBR pré e pós fogo (Figura 22) e  $\Delta$ NBR (Figura 25). Ademais, também foram obtidos o total de área em km<sup>2</sup> para cada classe estabelecida em cada índice estudado (SAVI, NBR e  $\Delta$ NBR) dentro dos períodos estabelecidos (pré e pós fogo).

Para o índice SAVI pré e pós fogo obtiveram-se os seguintes resultados referente a classificação e aplicação do índice Kappa, representados a seguir.

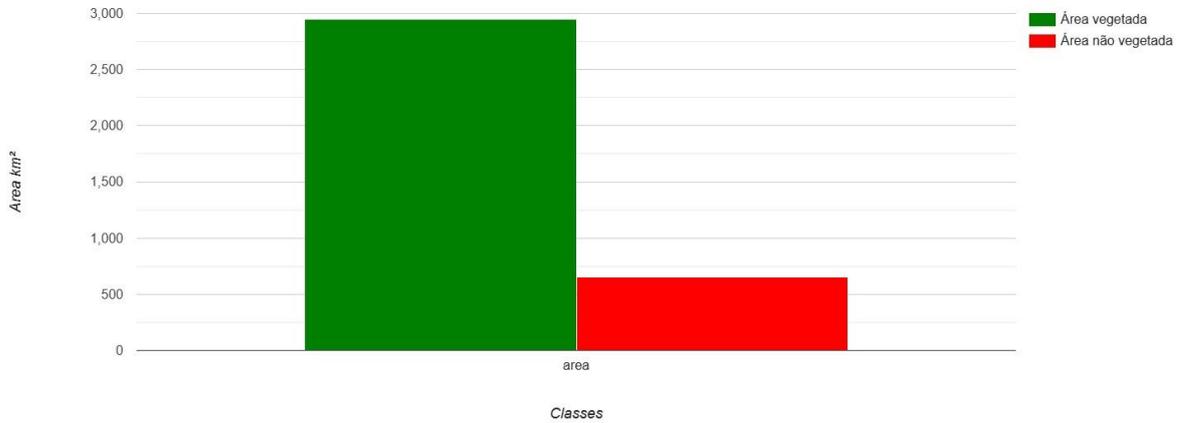


**Figura 19.** Classificação do uso e ocupação do solo no município de Floresta/PE utilizando SAVI.

**Fonte:** Nogueira (2024).

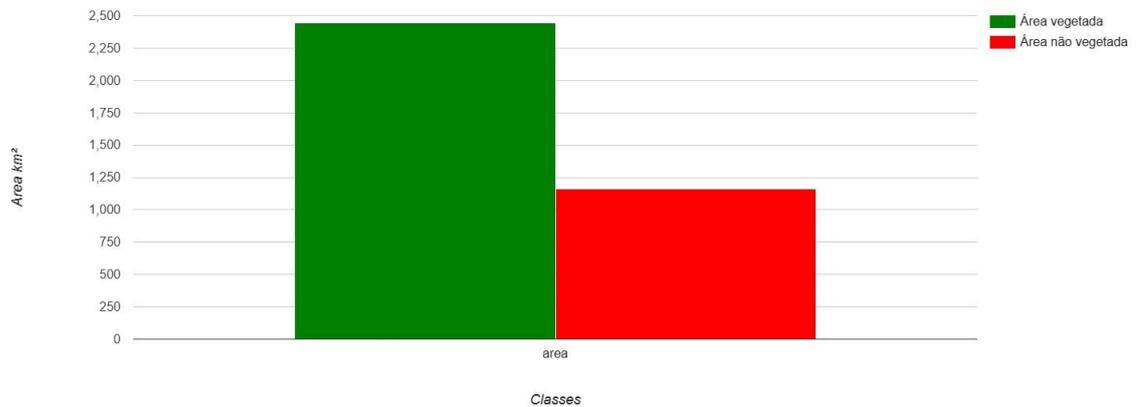
Realizado a classificação foi obtido um valor do índice Kappa para o SAVI pré-fogo de 0,9936, indicando assim um desempenho excelente, o mesmo foi notado para o SAVI pós-fogo, que obteve um valor de 0,9696 para o índice.

Para o índice SAVI pré-fogo foram obtidos 2.948,96 km<sup>2</sup> de áreas vegetadas e 655,68 km<sup>2</sup> de áreas não vegetadas, expressadas na Figura 20.



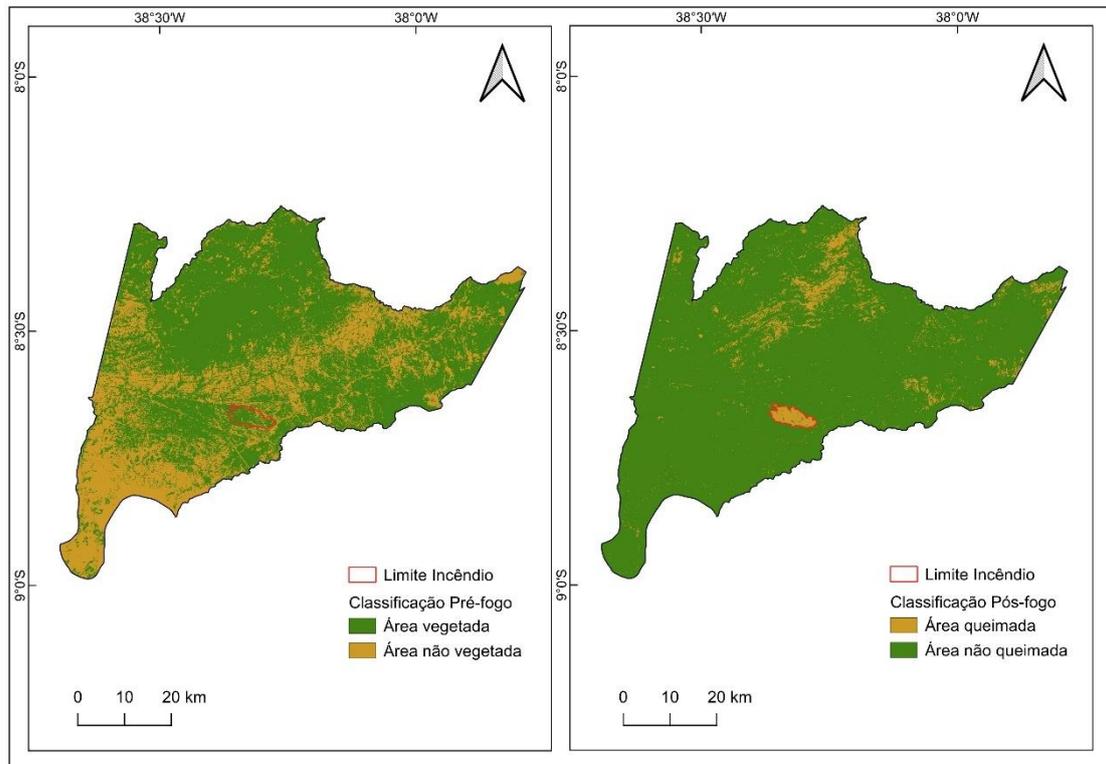
**Figura 20.** Área (km<sup>2</sup>) por classe do índice SAVI pré-fogo no município de Floresta/PE. Fonte: Nogueira (2024).

Já para o SAVI pós-fogo detectou-se um total de 2.443,30 km<sup>2</sup> de áreas vegetadas e 1.161,53 km<sup>2</sup> de áreas não vegetadas, conforme Figura 21.



**Figura 21.** Área (km<sup>2</sup>) por classe do índice SAVI pós-fogo no município de Floresta/PE. Fonte: Nogueira (2024).

Após classificação e aplicação do índice Kappa para o índice NBR pré e pós fogo foram obtidos os resultados, representados a seguir.



**Figura 22.** Classificação do uso e ocupação do solo no município de Floresta/PE utilizando NBR.

**Fonte:** Nogueira (2024).

Para o NBR pré-fogo obteve-se um valor do índice Kappa de 0,9863, já para o NBR pós-fogo de 0,9932, indicando um desempenho excelente para ambas as classificações.

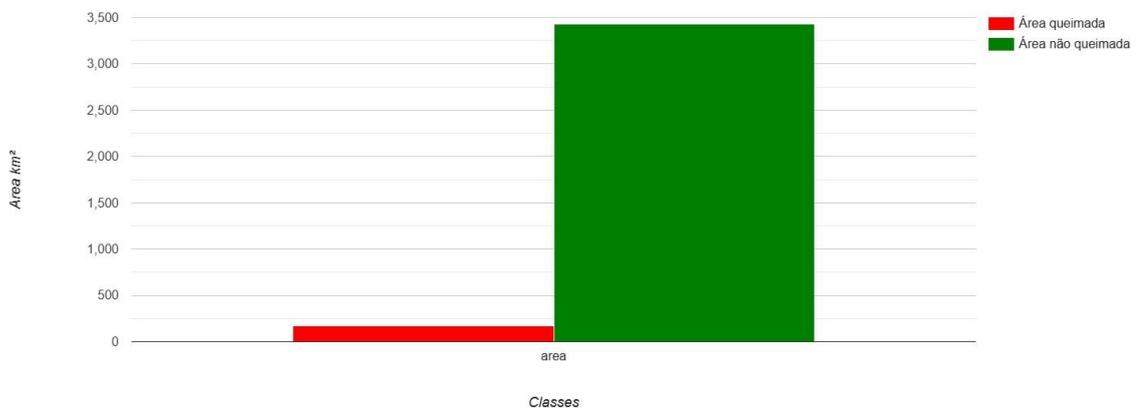
O índice NBR no período pré-fogo registrou um total de 2.444,97 km<sup>2</sup> de áreas vegetadas e 1.155,17 km<sup>2</sup> de áreas não vegetadas (Figura 23).



**Figura 23.** Área (km<sup>2</sup>) por classe do índice NBR pré-fogo no município de Floresta/PE.

**Fonte:** Nogueira (2024).

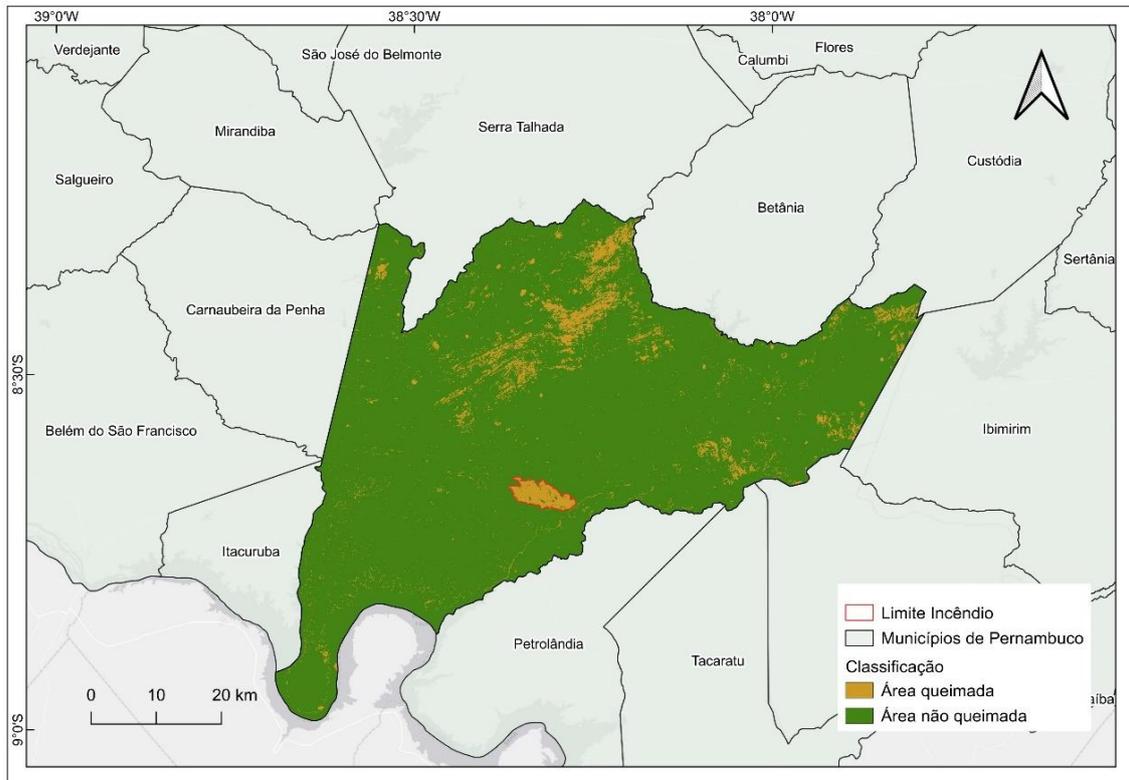
Para o índice NBR pós-fogo registrou-se um total de 3.434,42km<sup>2</sup> de áreas caracterizadas na classe área não queimada e 170,42 km<sup>2</sup> em área queimada, visualizados na Figura 24.



**Figura 24.** Área (km<sup>2</sup>) por classe do índice NBR pós-fogo no município de Floresta/PE.

**Fonte:** Nogueira (2024).

A classificação e aplicação do índice Kappa para o índice  $\Delta\text{NBR}$  apresentou os seguintes resultados, expressados a seguir.

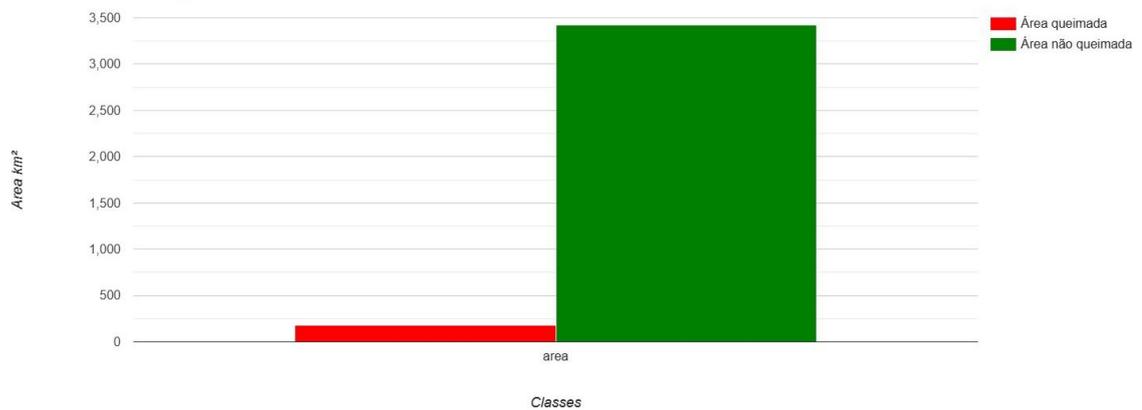


**Figura 25.** Classificação do uso e ocupação do solo no município de Floresta/PE utilizando  $\Delta\text{NBR}$ .

**Fonte:** Nogueira (2024).

Aplicado o índice Kappa para o  $\Delta\text{NBR}$  obteve-se um total de 0,9874, sendo, portanto, categorizado como excelente.

Para o índice  $\Delta$ NBR foram identificados 3.423,30 km<sup>2</sup> de áreas detectadas na classe não queimada e 176,84 km<sup>2</sup> de áreas na classe queimada (Figura 26).



**Figura 26.** Área (km<sup>2</sup>) por classe do índice  $\Delta$ NBR no município de Floresta/PE.  
**Fonte:** Nogueira (2024).

Após a aplicação do índice Kappa para avaliar a acurácia do mapeamento realizado, todos os índices nos períodos pré e pós fogo apresentaram acurácias próximas a 1, sendo portanto categorizados como excelente, evidenciando a eficiência do mapeamento realizado para uso e cobertura do solo. Desta forma, isto demonstra a capacidade dos índices detectarem possíveis alterações existentes no decorrer dos períodos estudados, identificando as áreas que apresentaram queimadas e/ou incêndios, como é o caso do incêndio ocorrido em novembro de 2019.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os índices NBR e  $\Delta$ NBR podem ser bons indicadores para analisar e quantificar a severidade dos incêndios em áreas de vegetação de caatinga, bem como avaliar as alterações provocadas ao longo do tempo no período estudado (2019-2022). O SAVI pode ser utilizado visando acompanhar a regeneração da vegetação e a recomposição das espécies diante dos incêndios florestais.

Para o período logo após o incêndio (pós-fogo), os índices SAVI e NBR conseguiram expressar as alterações ocorridas, apresentando valores baixos e ou negativos, respectivamente 0,1830 e -0,1178. O índice  $\Delta$ NBR apresentou uma variação entre -1,67491 e 1,83261, com valores positivos no polígono estabelecido para o limite de incêndio (próximos de +2).

Foi observada diferença estatística para os anos analisados, em que o ano de 2022 apresentou-se estatisticamente diferente dos demais (2019, 2020, 2021) tanto em relação ao índice SAVI, quanto o NBR. O ano de 2022 apresentou maiores precipitações e menores temperaturas, o que pode influenciar na obtenção dos resultados adquiridos para o respectivo índice.

Além disso, detectou-se a influência de variáveis climáticas como altas temperaturas e baixas precipitações na obtenção dos índices, apresentando variações ao longo dos meses em decorrência desses fatores. Ademais, as ações antrópicas contribuem na ocorrência de incêndios e alterações do meio, que são detectados e expressados pelos índices.

É necessário constatar a importância de se aplicar técnicas de manejo no município de Floresta e no seu entorno, especialmente no período seco, que proporcionam condições suficientes para a propagação e expansão do fogo, afetando a vegetação e ocasionando problemas nas esferas ambientais, sociais e econômicas.

Nesse contexto, é imprescindível a aplicação destas em conjunto com a comunidade para enfrentar as condições propícias ao fogo, atentando-se quanto ao manuseio das práticas, o período e época adequada e a conscientização quanto ao seu uso de forma correta, visando uma maior assistência técnica voltada ao meio rural.

Sendo assim, o Sensoriamento Remoto aliado ao monitoramento é uma importante ferramenta para a fiscalização de queimadas e possíveis incêndios florestais, que podem causar alterações no meio. Salienta-se ainda a necessidade da implementação destes no acompanhamento dos processos de recuperação das

espécies para assim entender seu comportamento ao longo do tempo e os fatores que influenciam para que isto ocorra.

## 6. REFERÊNCIAS

ALTHOFF, T. D.; MENEZES, R. S. C.; CARVALHO, A. L.; PINTO, A. S.; SANTIAGO, G. A. C. F.; OMETTO, J. P. H. B.; RANDOW, C. V.; SAMPAIO, E. V. D. S. B. Climate change impacts on the sustainability of the firewood harvest and vegetation and soil carbon stocks in a tropical dry forest in Santa Teresinha Municipality, Northeast Brazil. **Forest Ecology and Management**, v. 360, p.367-375, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.10.001>

ARGIBAY, D. S.; SPARACINO, J.; ESPINDOLA, G. M. A long-term assessment of fire regimes in a Brazilian ecotone between seasonally dry tropical forests and savannah. **Ecological Indicators**, v. 113, p. 106151, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106151>.

ARRUDA, V. L. S.; PIONTEKOWSKI, V. J.; ALENCAR, A.; PEREIRA, R. S.; MATRICARDI, E. A. T. An alternative approach for mapping burn scars using Landsat imagery, Google Earth Engine, and Deep Learning in the Brazilian Savanna. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 22, p. 100472, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100472>.

BANDEIRA, T. V.; CRUZ, M. L.B. Estudo da Cobertura Vegetal do Município de Guaiúba/Ce com Base na Utilização dos Índices de Vegetação SAVI e NDVI. **Geosul**, v. 36, n. 78, p. 410-433, 2021. DOI: <https://doi.org/10.5007/2177-5230.2021.e73138>

BELTRÁN-MARCOS, D.; CALVO, L.; FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J. M.; FERNÁNDEZ-GARCÍA, V.; SUÁREZ-SEOANE, S. Wildland-urban interface typologies prone to high severity fires in Spain. **Science Of The Total Environment**, v. 894, p. 165000, 2023b. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165000>.

BELTRÁN-MARCOS, D.; SUÁREZ-SEOANE, S.; FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J. M.; FERNÁNDEZ-GARCÍA, V.; MARCOS, E.; CALVO, L. Relevance of UAV and sentinel-2 data fusion for estimating topsoil organic carbon after forest fire. **Geoderma**, v. 430, p. 116290, 2023a. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.116290>

BELTRÁN-MARCOS, D.; SUÁREZ-SEOANE, S.; FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J. M.; FERNÁNDEZ-GARCÍA, V.; PINTO, R.; GARCÍA-LLAMAS, P.; CALVO, L. Mapping Soil Burn Severity at Very High Spatial Resolution from Unmanned Aerial Vehicles. **Forests**, v. 12, n. 2, p. 179, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f12020179>.

BEUCHLE, R.; GRECCHI, R. C.; SHIMABUKURO, Y. E.; SELIGER, R.; EVA, H. D.; SANO, E.; ACHARD, F. Land cover changes in the Brazilian Cerrado and Caatinga biomes from 1990 to 2010 based on a systematic remote sensing sampling approach. **Applied Geography**, v. 58, p. 116-127, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.01.017>.

BOUGUETTAYA, A.; ZARZOUR, H.; TABERKIT, A. M.; KECHIDA, A. A Review On Early Wildfire Detection From Unmanned Aerial Vehicles Using Deep Learning-

Based Computer Vision Algorithms. **Signal Processing**, v. 190, p. 108309, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2021.108309>

BRANDÃO, L.; BELFO, F. P.; SILVA, A. Wavelet-based cancer drug recommender system. **Procedia Computer Science**, v. 181, p. 487-494, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.194>.

BRANDOLINI, F.; DOMINGO-RIBAS, G.; ZERBONI, A.; TURNER, S. A Google Earth Engine-enabled Python approach for the identification of anthropogenic palaeo-landscape features. **Open Research Europe**, v. 1, p. 22, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.12688/openreseurope.13135.2>.

BRAZ, A. M.; ÁGUAS, T. A.; GARCIA, P. H. M. Análise de índices de vegetação NDVI e SAVI e índice de área foliar (IAF) para a comparação da cobertura vegetal na bacia hidrográfica do Córrego Ribeirãozinho, município de Selvíria–MS. **Revista Percorso**, v. 7, n.2, p. 5-22, 2015. DOI: 10.4025/revpercurso.v7i2.28758

BRITO, P. V. S.; MORAIS, Y. C. B.; FERREIRA, H. S.; SILVA, J. F.; GALVÍNIO, J. D. Análise comparativa da umidade da vegetação de áreas de caatinga preservada, agricultura irrigada e sequeiro. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 2, n. 3, p. 493-498, 2017. DOI: <https://doi.org/10.24221/jeap.2.4.2017.1481.493-498>

CAETANO, R.; SILVA, T. B.; CASTRO, D. R.; BENFICA, N. S. Uso de índices espectrais na caracterização da cobertura vegetal em região de Caatinga do Semiárido Baiano. **Revista de Geociências do Nordeste**, v. 8, n. 2, p. 28-43, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.21680/2447-3359.2022v8n2id26864>.

CARBALLO, F. M.; MONTERO, L. B.; MERO, P.C.; MONTOYA, A.V.; BERREZUETA, E. Forest fire assessment using remote sensing to support the development of an action plan proposal in Ecuador. **Remote Sensing**, v.14, n.8, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14081783>

CLIMATE HAZARDS CENTER. CHIRPS: Rainfall Estimates from Rain Gauge and Satellite Observations. University of California, Santa Barbara, 2024. Disponível em: < <https://www.chc.ucsb.edu/data/chirps> > Acesso: 28 Jan. 2024.

CONGALTON, R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. **Remote Sensing of Environment**, v. 37, n. 1, p. 35-46, 1991. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90048-B](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B)

CHUVIECO, E.; MOUILLOT, F.; VAN DER WERF, G. R.; MIGUEL, J. S.; TANASE, M.; KOUTSIAS, N.; GARCÍA, M.; YEBRA, M.; PADILLA, M.; GITAS, I. Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation. **Remote Sensing Of Environment**, v. 225, p. 45-64, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.013>.

COELHO, M. S.; PEREIRA, J. D. A.; LUCENA, M. M. A.; SILVA, R. A.; OLIVEIRA, I. S.; ARAÚJO, J. E. F. S. Sensoriamento remoto aplicado em área de caatinga como subsídios para conservação da biodiversidade. **Revista Ibero-Americana de**

**Ciências Ambientais**, v. 12, n. 5, p. 159-166, 2021. DOI: 10.6008/CBPC2179-6858.2021.005.0014

COLAB – Google Colaboratory. Disponível em: <<https://colab.research.google.com/>> Acesso em: 20 Mai. 2023.

COLLINS, L.; TROUVÉ, R.; BAKER, P.J.; CIRULUS, B.; NITSCHKE, C.R.; NOLAN, R.H.; SMITH, L.; PENMAN, T.D. Fuel reduction burning reduces wildfire severity during extreme fire events in south-eastern Australia. **Journal Of Environmental Management**, v. 343, p. 118171, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118171>

COUTINHO, M. A. N.; FERNANDES, A. C. G.; SANTOS, V. G.; NASCIMENTO, C. R. Análise comparativa dos índices de vegetação NDVI, SAVI, RATIO E IAF para identificação de queimadas. **Caderno de Ciências Agrárias**, v. 8, n.1, p. 70-81, 2016. Disponível em: <https://periodicos.ufmg.br/index.php/ccaufmg/article/view/2810/1677>

CUNHA, A. P. M.; ALVALÁ, R. C.; NOBRE, C. A.; CARVALHO, M. A. Monitoring vegetative drought dynamics in the Brazilian semiarid region. **Agricultural And Forest Meteorology**, v. 214-215, p. 494-505, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.09.010>.

DONCHYTS, G.; BAART, F.; WINSEMIUS, H.; GORELICK, N.; KWADIJK, J.; GIESEN, N. Earth's surface water change over the past 30 years. **Nature Climate Change**, v. 6, n. 9, p. 810-813, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1038/nclimate3111>

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, 2022. Disponível em: <<https://www.cnpaf.embrapa.br/infoclima/>> Acesso em: 18 Ago. 2022.

ERMIDA, S. L.; SOARES, P.; MANTAS, V.; GÖTTSCHE, F. M.; TRIGO, I. F. Google Earth Engine Open-Source Code for Land Surface Temperature Estimation from the Landsat Series. **Remote Sensing**, v. 12, n. 9, p. 1471, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/rs12091471>.

EUGENIO, F. C.; SANTOS, A. R. **Incêndios florestais em florestas plantadas [livro eletrônico]: uma análise temporal, espacial e causal de suas ocorrências**. Alegre, ES: Caufes, 2021.

FANTINI, M.; GRILLI, M. Incêndio descontrolado atinge zona rural de Floresta, no sertão de Pernambuco. GLOBO RURAL, 7 de Novembro de 2019. Disponível em: <<https://globorural.globo.com/Noticias/Sustentabilidade/noticia/2019/11/incendio-descontrolado-atinge-zona-rural-de-floresta-no-sertao-de-pernambuco.html>> Acesso em: 20 Set. 2023.

FARFÁN, M.; DOMINGUEZ, C.; ESPINOZA, A.; JARAMILLO, A.; ALCÁNTARA, C.; MALDONADO, V.; TOVAR, I.; FLAMENCO, A. Forest fire probability under ENSO conditions in a semi-arid region: a case study in Guanajuato. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 193, n. 10, p. 684, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09494-0>

FERNÁNDEZ-GARCÍA, V.; KULL, C. A. Refining historical burned area data from satellite observations. **International Journal Of Applied Earth Observation And Geoinformation**, v. 120, p. 103350, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2023.103350>.

FERNÁNDEZ-GARCÍA, V.; SANTAMARTA, M.; FERNÁNDEZ-MANSO, A.; QUINTANO, C.; MARCOS, E.; CALVO, L. Burn severity metrics in fire-prone pine ecosystems along a climatic gradient using Landsat imagery. **Remote Sensing Of Environment**, v. 206, p. 205-217, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.029>.

FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J. M.; CALVO, L.; QUINTANO, C.; FERNÁNDEZ-MANSO, A.; FERNANDES, P. M. Fractional vegetation cover ratio estimated from radiative transfer modeling outperforms spectral indices to assess fire severity in several Mediterranean plant communities. **Remote Sensing Of Environment**, v. 290, p. 113542, 2023a. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2023.113542>.

FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J. M.; MARCOS, E.; MIERA, L. E. S.; ANSOLA, G.; PINTO, R.; CALVO, L. Short-term responses of ecosystem multifunctionality to fire severity are modulated by fire-induced impacts on plant and soil microbial communities. **Science Of The Total Environment**, v. 898, p. 165477, 2023b. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165477>.

FONSECA, L. M. G. Processamento digital de imagens. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). São José dos Campos, p. 105, 2000.

GARCIA, L. C.; SZABO, J. K.; ROQUE, F. O.; PEREIRA, A. D. M. M.; CUNHA, C. N.; DAMASCENO, G. A.; RIBEIRO, D. B. Record-breaking wildfires in the world's largest continuous tropical wetland: Integrative fire management is urgently needed for both biodiversity and humans. **Journal of environmental management**, v. 293, p. 112870, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112870>

GENNARO, S. F.; NATI, C.; DAINELLI, R.; PASTONCHI, L.; BERTON, A.; TOSCANO, P.; MATESE, A. An Automatic UAV Based Segmentation Approach for Pruning Biomass Estimation in Irregularly Spaced Chestnut Orchards. **Forests**, v. 11, n. 3, p. 308, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f11030308>.

GEE - Google Earth Engine. A planetary-scale platform for Earth science data & analysis. Disponível em: <<https://earthengine.google.com/>> Acesso em: 18 Abr. 2023.

GEE - Google Earth Engine. A planetary-scale platform for Earth science data & analysis. Disponível em: <<https://earthengine.google.com/>> Acesso em: 12 Jan. 2024.

GFW - Global Forest Watch. Monitoramento de Florestas Projetado para a Ação. 2021. Disponível em: <<https://www.globalforestwatch.org/topics/fires/>> Acesso em: 14 Out. 2021.

GONÇALVES, D. M.; DIAS, D. P. Eficiência de cinco índices de perigo de incêndios para o município de Jataí - GO. **Scientia Forestalis**, v. 48, n. 127, p. 3362, 2020. DOI: <https://doi.org/10.18671/scifor.v48n127.24>

GORELICK, N.; HANCHER, M.; DIXON, M.; ILYUSHCHENKO, S.; THAU, D.; MOORE, R. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing Of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.

GUJJAR, J. P.; KUMAR, H. R. P.; CHIPLUNKAR, N. N. Image classification and prediction using transfer learning in colab notebook. **Global Transitions Proceedings**, v. 2, n. 2, p. 382-385, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.gltp.2021.08.068>.

HAMZAOGLU, C.; DIHKAN, M. Automatic extraction of highly risky coastal retreat zones using Google earth engine (GEE). **International Journal Of Environmental Science And Technology**, v. 20, n. 1, p. 353-368, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s13762-022-04704-9>.

HENRIQUES, I. G. N.; SOUTO, J. S.; SOUTO, P. C.; SANTOS, W. S.; HENRIQUES, I. G. N.; LIMA, T. S. Acúmulo, deposição e decomposição de serrapilheira sob dinâmica vegetacional da Caatinga em Unidade de Conservação. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v. 11, n.1, p.84-89, 2016. DOI: <https://doi.org/10.18378/rvads.v11i1.4523>

HERRMANN, P. B.; NASCIMENTO, V. F.; CASAGRANDE, F.; FREITAS, M. W. D.; KLUG, A. C. Spatial modeling of fire in the atlantic forest considering future climate change scenarios in Rio Grande do Sul state – Brazil. **Journal Of South American Earth Sciences**, v. 131, p. 104614, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2023.104614>.

HERNDON, K. E.; GRIFFIN, R.; SCHRODER, W.; MURTHA, T.; GOLDEN, C.; CONTRERAS, D. A., FIRPI, O. A. Google Earth Engine for archaeologists: An updated look at the progress and promise of remotely sensed big data. **Journal of Archaeological Science: Reports**, v. 50, p. 104094, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jasrep.2023.104094>

HIRSCHMUGL, M.; GALLAUN, H.; DEES, M.; DATTA, P.; DEUTSCHER, J.; KOUTSIAS, N.; SCHARDT, M. Methods for Mapping Forest Disturbance and Degradation from Optical Earth Observation Data: a review. **Current Forestry Reports**, v. 3, n. 1, p. 32-45, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s40725-017-0047-2>.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, Elsevier Science Publishing Co. New York, v. 25, n.3, p. 295-309, 1988.

HUIJNEN, V., WOOSTER, M. J., KAISER, J. W., GAVEAU, D. L. A., FLEMMING, J., PARRINGTON, M., INESS, A.; MURDIYARSO, D.; MAIN, B.; VAN WEELE, M. Fire carbon emissions over maritime southeast Asia in 2015 largest since

1997. **Scientific reports**, v. 6, n. 1, p. 26886, 2016.  
DOI: <https://doi.org/10.1038/srep26886>

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Cidades e Estados. Rio de Janeiro: IBGE, 2020. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/rn/>> Acesso em: 11 Ago. 2022.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais, 2022. Disponível em: <<http://www.inpe.br/queimadas>> Acesso em: 14 Out. 2022.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais, 2023. Disponível em: <[http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/situacao-atual/estatisticas/estatisticas\\_estados/](http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/situacao-atual/estatisticas/estatisticas_estados/)> Acesso em: 14 Nov. 2023.

JARDIM, A. M. R. F.; ARAÚJO, G. N.; SILVA, M. V.; SANTOS, A.; SILVA, J. L. B.; PANDORFI, H.; OLIVEIRA, J. F.; TEIXEIRA, A. H. C.; TEODORO, P. E.; LIMA, J. L. M. P.; SILVA, C. A.; SOUZA, L. S. B.; SILVA, E. A.; SILVA, T. G. F. 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, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14081911>

JUÁREZ-OROZCO, S. M.; SIEBE, C.; FERNÁNDEZ Y FERNÁNDEZ, D. Causes and Effects of Forest Fires in Tropical Rainforests: a bibliometric approach. **Tropical Conservation Science**, v. 10, p. 194008291773720, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1177/1940082917737207>.

KELLY, L. T.; GILJOHANN, K. M.; DUANE, A.; AQUILUÉ, N.; ARCHIBALD, S.; BATLLORI, E.; BENNETT, A. F.; BUCKLAND, S. T.; CANELLES, Q.; CLARKE, M. F.; FORTIN, M. J.; HERMOSO, V.; HERRANDO, S.; KEANE, R. E.; LAKE, F. K.; MCCARTHY, M. A.; MORÁN-ORDÓÑEZ, A.; PARR, C. L.; PAUSAS, J. G.; PENMAN, T. D.; REGOS, A.; RUMPF, L.; SANTOS, J. L.; SMITH, A. L.; SYPHARD, A. D.; TINGLEY, M. W.; BROTONS, L. Fire and biodiversity in the Anthropocene. **Science**, v. 370, n. 6519, pp. 929-940, 2020. DOI: [10.1126/science.abb0355](https://doi.org/10.1126/science.abb0355)

KEY, C.; BENSON, N. Measuring and remote sensing of burn severity: The CBI and NBR. In: Proceedings Joint Fire Science Conference and Workshop. University of Idaho and International Association of Wildland Fire Moscow. Russia, v.2, p. 284, 1999.

KEY, C. H.; BENSON, N. C. Landscape assessment (LA) sampling and analysis methods. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, General Technical Report RMRS-GTR-164-CD. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. Fort Collins, CO: US, p. 1-55, 2006. Disponível em: <<https://www.fs.usda.gov/treearch/pubs/24066>> Acesso em: 15 Ago. 2022.

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.

LARSEN, A.; HANIGAN, I.; REICH, B.J.; QIN, Y.; COPE, M.; MORGAN, G.; RAPPOLD, A. G. A deep learning approach to identify smoke plumes in satellite imagery in near-real time for health risk communication. **J Expo Sci Environ Epidemiol**, v. 31, p. 170–176, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41370-020-0246-y>.

LAVOR, V.; COME, F.; SANTOS, M. T.; VIANNA, A. S. Machine Learning in Chemical Engineering: Hands-on Activities. **Education for Chemical Engineers**, v. 46, p. 10-21, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ece.2023.09.005>

LAZZARINI, G. M. J.; FERREIRA, L. C. C.; FELICÍSSIMO, M. F. G.; OLIVEIRA, L. N.; ALVES, M. V. G. Análise da detecção e ocorrência de queimadas em áreas urbanizadas e entorno. **Revista Ciência e Natura**, Santa Maria v.38, n.3, 2016. DOI: 10.5902/2179460X21536

LEITE, A. P.; SANTOS, G. R.; SANTOS, J. É. O. Análise temporal dos índices de vegetação NDVI e SAVI na Estação Experimental de Itatinga utilizando imagens Landsat 8. **Revista brasileira de energias renováveis**, v. 6, n. 4, p. 606-623, 2017. DOI: 10.5380/rber.v6i4.45830

LIU, W.; GUAN, H.; HESP, P. A.; BATELAAN, O. Remote sensing delineation of wildfire spatial extents and post-fire recovery along a semi-arid climate gradient. **Ecological Informatics**, v. 78, p. 102304, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102304>.

LIU, X.; HAO, Y.; ZHOU, Z.; HUA, L.; CAO, W.; ZHANG, R.; YU, T. Inversion of soil moisture and its feedback on ecological restoration in arid and semi-arid areas of northwest China. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 46, 2023. DOI: <https://doi.org/10.36783/18069657rbc20220113>.

LI, Z. Forecasting Weekly Dengue Cases by Integrating Google Earth Engine-Based Risk Predictor Generation and Google Colab-Based Deep Learning Modeling in Fortaleza and the Federal District, Brazil. **International Journal Of Environmental Research And Public Health**, v. 19, n. 20, p. 13555, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph192013555>.

LOPES, L. F. D. **Métodos Quantitativos**. 1ª edição. Santa Maria: Universidade Federal de Santa Maria, 2016.

LOPES, R. J. C.; SANTOS, A. M.; LIMA, C. Análise dos Índices de Vegetação para Monitoramento Remoto das Caatingas. **Geo UERJ**, n. 42, p. 55653, 2023. DOI: 10.12957/geouerj.2023.55653

LUCAS, F. M. F.; ARAUJO, E. C. G.; FIEDLER, N. C.; SANTANA, J. A. S.; TETTO, A. F. Scientific gaps on forest fires in Brazilian protected areas. **Forest Ecology and**

**Management**, v. 529, p. 120739, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120739>

LUZ, L. R.; GIONGO, V.; SANTOS, A. M.; LOPES, R. J. C.; LIMA, C. Biomass and vegetation index by remote sensing in different caatinga forest áreas. **Ciência Rural**, v. 52, n. 2, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1590/0103-8478cr20201104>

MARINHO, A. A. R.; GOIS, G.; OLIVEIRA, J. F.; CORREIA, W. L. F.; SANTIAGO, D. B.; SILVA, C. A.; TEODORO, P. E.; SOUZA, A.; SILVA, G. F. C.; FREITAS, W. K. Temporal record and spatial distribution of fire foci in State of Minas Gerais, Brazil. **Journal Of Environmental Management**, v. 280, p. 111707, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111707>.

MARQUES, R. J.; COSTA, W. F. R. Detecção das Ocorrências de Focos de Queimadas e Produção de Mapas de Calor em Timon, Ma: Detection of burnt focuses and heat map production in Timon, MA. **Revista Geonorte**, v. 11, n.37, p. 210-228, 2020. DOI: <https://doi.org/10.21170/geonorte.2020.V.11.N.37.210.228>

MAXWALD, M.; IMMITZER, M.; RAUCH, H. P.; PRETI, F. Analyzing Fire Severity and Post-Fire Vegetation Recovery in the Temperate Andes Using Earth Observation Data. **Fire**, v. 5, n. 6, p. 211, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/fire5060211>.

MELO, M. V. N.; OLIVEIRA, M. E. G.; ALMEIDA, G. L. P.; GOMES, N. F.; MORALES, K. R. M.; SANTANA, T. C.; SILVA, M. V. Spatiotemporal characterization of land cover and degradation in the agreste region of Pernambuco, Brazil, using cloud geoprocessing on Google Earth Engine. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 26, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100756>.

MICROSOFT CORPORATION. Microsoft Excel. Versão 2019 (16.0). [S.l.]: Microsoft Corporation, 2019. Disponível em: <<http://www.microsoft.com>>. Acesso em: 3 Out. 2023.

MINAKI, C.; MONTANHER, O. C. Variáveis climáticas e os registros de incêndios em Maringá-Pr. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 27, 2020. DOI: <https://dx.doi.org/10.5380/abclima.v27i0.74403>.

MYATT, L.; REDMAN, C. W. [103-POS]: An online data collection system for preeclampsia research to enable data harmonization and merging across studies, with generation of very large, statistically powerful datasets: the CoLab Database Project. **Pregnancy Hypertension: An International Journal of Women's Cardiovascular Health**, v. 5, n. 1, p. 56, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.preghy.2014.10.109>.

NASCIMENTO NETO, J. H.; HOLANDA, A. C.; ABREU, J. C. Assessing The Feasibility Of The Bdq Method For The Sustainable Management Of The Caatinga. **Revista Caatinga**, v. 33, n. 3, p. 746-756, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1590/1983-21252020v33n318rc>.

OLIVEIRA, J. G.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; MOURA, G. B. A.; OLIVEIRA, J. F. Space-temporal detection of environmental changes in the Brazilian semiarid through Google Earth Engine and GIS. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 127, p. 104403, 2023 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2023.104403>

OLIVEIRA, J. F.; TEODORO, P. E.; SILVA, C. A.; BAIO, F. H. R.; GAVA, R.; CAPRISTO-SILVA, G. F.; GOIS, G.; CORREIA, W. L. F.; LIMA, M.; SANTIAGO, D. B. Fire foci related to rainfall and biomes of the state of Mato Grosso do Sul, Brazil. **Agricultural And Forest Meteorology**, v. 282-283, p. 107861, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.107861>.

PANTALEÃO, C. M.; FERREIRA, R. V. Avaliação do Desempenho do Índice  $\Delta Nbr$  para a Identificação de Áreas Incendiadas na Microrregião de Uberaba, MG. **Brazilian Geographical Journal: Geosciences and Humanities research medium**, Ituiutaba, v. 11, n. 2, p. 159-169, 2020. DOI: <https://doi.org/10.14393/BGJ-v11n2-a2020-52096>.

PEREIRA, J. A. V.; SILVA, J. B. Detection of heat spots in the state of Paraíba: A study about the burnings/Deteccção de Focos de Calor no estado da Paraíba: um estudo as queimadas/Deteccion de focos de calor en el estado de Paraíba: Un estudio sobre las quemadas. **Revista Geográfica Acadêmica**, v. 10, n. 1, p. 5-17, 2016.

PEREIRA, J. A. V.; SOUZA, Y. G.; CORREIRA, I. M. G.; SOUZA, B. I. Uso e cobertura do solo e comparação entre os índices de vegetação SAVI e NDWI na área de proteção ambiental das Onças, Paraíba, Brasil. **Revista de Geografia**, v. 37, n. 2, 2020.

PÉREZ-CABELLO, F.; MONTORIO, R.; ALVES, D. B. Remote Sensing Techniques To Assess Post-Fire Vegetation Recovery. **Current Opinion In Environmental Science & Health**, v. 21, p. 100251, 2021. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.coesh.2021.100251>.

PFOCH, K. A.; PFLUGMACHER, D.; OKUJENI, A.; HOSTERT, P. Mapping forest fire severity using bi-temporal unmixing of Sentinel-2 data - Towards a quantitative understanding of fire impacts. **Science Of Remote Sensing**, v. 8, p. 100097, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.srs.2023.100097>.

PIAO, Y.; LEE, D.; PARK, S.; KIM, H. G.; JIN, Y. Forest fire susceptibility assessment using google earth engine in Gangwon-do, Republic of Korea. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 13, n.1, p. 432-450, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1080/19475705.2022.2030808>.

PINHEIRO, E. A. R.; LIER, Q. J. V.; BEZERRA, A. H. F. Hydrology of a Water-Limited Forest under Climate Change Scenarios: the case of the caatinga biome, Brazil. **Forests**, v. 8, n. 3, p. 62, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/f8030062>.

PINTO, D. L.; SPLETOZER, A. G.; BARBOSA, S. G.; LIMA, G. S.; TORRES, C. M. M. E.; TORRES, F. T. P. Periods of highest occurrence of forest fires in Brazil. **Floresta**, v. 51, n. 2, p. 484-491, 2021. DOI: 10.5380/rf.v51 i2. 70286

PIVELLO, V. R.; VIEIRA, I.; CHRISTIANINI, A. V.; RIBEIRO, D. B.; MENEZES, L. S.; BERLINCK, C. N.; MELO, F. P. L.; MARENGO, J. A.; TORNQUIST, C. G.; TOMAS, W. M.; OVERBECK, G. E. Understanding Brazil's catastrophic fires: Causes, consequences and policy needed to prevent future tragedies. **Perspectives in Ecology and Conservation**, v.19, n.3, p. 233-255, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2021.06.005>.

QGIS Development Team, 2023. QGIS Versão 3.30.0. Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. Disponível em: <<http://qgis.osgeo.org>> Acesso em: 23 Out. 2023.

QGIS Development Team, 2023. QGIS Versão 3.30.0. Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. Disponível em: <<http://qgis.osgeo.org>> Acesso em: 30 Jan. 2024.

RIBEIRO, G. A.; SILVA, J. N.C.; SILVA, J. B. Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI): estado da arte e suas potencialidades. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 9, n. 6, p. 2054-2074, 2016.

RIET, M.; VERAVERBEKE, S. How Much of a Pixel Needs to Burn to Be Detected by Satellites? A Spectral Modeling Experiment Based on Ecosystem Data from Yellowstone National Park, USA. **Remote Sensing**, v.14, n.9, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14092075>.

SANTOS, J. E. B.; MONTEIRO, K. A.; NASCIMENTO, M. C. Avaliação de desempenho dos Índices de NDVI, SAVI e EVI na Análise da Cobertura de Uso do Solo em um setor do Município de Jequiá da Praia, Alagoas: Performance Evaluation Of NDVI, SAVI and EVI Indexes In The Analysis Of Land Use Coverage In A Sector Of The Municipality Of Jequiá da Praia, Alagoas. **Revista Geonordeste**, v. 33, n.1, p. 208-226, 2022.

SANTOS, J. M.; PESSOA, M. M. D. L.; FERREIRA, R. L. C.; SILVA, E. A. Land-use and coverage in the structure of the landscape in a tropical dry forest in northeast Brazil. **Journal of Environmental Analysis and Progress**, v. 5, n.1, p. 88-97, 2022. DOI: <https://doi.org/10.24221/jeap.5.1.2020.2675.088-097>.

SANTOS, S. M. B. D.; BENTO-GONÇALVES, A.; FRANCA-ROCHA, W.; BAPTISTA, G. Assessment Of Burned Forest Area Severity And Postfire Regrowth In Chapada Diamantina National Park (Bahia, Brazil) Using Dnbr And Rdnbr Spectral Indices. **Geosciences**, v. 10, n. 3, p. 106, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/geosciences10030106>.

SANTOS, W. S.; SOUTO, P. C.; SOUTO, J. S. Estimativa de risco de incêndios florestais em unidades de conservação no bioma caatinga no estado da Paraíba, Brasil. **Nativa**, v. 5, n. 6, p. 440-445, 2017. DOI: 10.5935/2318-7670.v05n06a10

SAUSEN, T. M.; LACRUZ, M. S. P. **Sensoriamento Remoto para desastres**. São Paulo: Oficina de Textos, 2015.

SCHMIDT, I. B.; FONSECA, C. B.; FERREIRA, M. C.; SATO, M. N. Experiências internacionais de manejo integrado do fogo em áreas protegidas—recomendações para implementação de manejo integrado de fogo no Cerrado. **Biodiversidade Brasileira**, v. 6, n. 2, p. 41-54, 2016. DOI: <https://doi.org/10.37002/biodiversidadebrasileira.v6i2.586>.

SILVA, E. A. **Mapeamento do uso e cobertura vegetal do Município de Floresta-PE**. Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Ciências Florestais da Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, p. 56, 2011.

SILVA, S. L.; BAPTISTA, G. M. M. Análise do grau de severidade de áreas queimadas na estação ecológica de águas emendadas por meio de dados do Landsat 8. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 8, n. 2, p. 431-438, 2015.

SILVA, A. B. N.; BELTRÃO, N. E. S. Metodologias de sensoriamento remoto para análise de queimadas com base em índices espectrais e diagnóstico de severidade. **Ciência Geográfica**, Bauru - SP. Vol. XXV, 2021.

SILVA, C. A.; TEODORO, P. E.; DELGADO, R. C.; TEODORO, L. P. R.; LIMA, M.; PANTALEÃO, A. A.; BAIO, F. H. R.; AZEVEDO, G. B.; AZEVEDO, G. T. O. S.; CAPRISTO-SILVA, G. F.; ARVOR, D. FACCO, C. U. Persistent Fire Foci In All Biomes Undermine The Paris Agreement In Brazil. **Scientific Reports**, v. 10, p. 16246, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-72571-w>.

SILVA, C. V. S.; SILVA, J. L. B.; MOURA, G. B. A.; LOPES, P. M. O.; NASCIMENTO, C. R.; SILVA, L. C. Monitoramento da cobertura vegetal por sensoriamento remoto no semiárido brasileiro através de índices de vegetação. **Nativa**, v. 7, n. 6, p. 708, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.31413/nativa.v7i6.7646>.

SILVA, E. A.; FERREIRA, R. L. C.; SILVA, J. A. A.; SÁ, I. B.; ARAÚJO, S. Dinâmica do uso e cobertura da terra do município de Floresta, PE. **Floresta**, Curitiba, v. 43, n. 4, p. 611 - 620, 2013.

SILVA, E. A. **Mapeamento do uso e cobertura vegetal do Município de Floresta-PE**. Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Ciências Florestais da Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, p. 56, 2011.

SILVA, J. A.; PACHECO, A. 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**, v. 31, n.1, p. 417-439, 2021. DOI: <https://doi.org/10.5902/1980509843818>.

SILVA, J. L. B.; BEZERRA, A. C.; MOURA, G. B. A.; JARDIM, A. M. R. F.; BATISTA, P. H. D.; JESUS, F. L. F.; SANCHES, A. C.; SILVA, M. V. Spatiotemporal dynamics of agricultural areas with central pivot using orbital remote sensing in the Brazilian

semiarid. **Smart Agricultural Technology**, v. 2, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100052>.

SILVEIRA, F. A. O.; ROSSATTO, D. R.; HEILMEIER, H.; OVERBECK, G. Fire and vegetation: introduction to the special issue. **Flora**, v. 286, p. 151985, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.flora.2021.151985>.

TABER, E. M.; MITCHELL, R. M. Rapid changes in functional trait expression and decomposition following high severity fire and experimental warming. **Forest Ecology And Management**, v. 541, p. 121019, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121019>.

TEODORO, P. E.; SILVA, C. A., DELGADO, R. C., LIMA, M.; TEODORO, L. P. R.; BAIO, F. H. R.; AZEVEDO, G. B.; AZEVEDO, G. T. O. S.; PANTALEÃO, A. A.; CAPRISTO-SILVA, G. F.; FACCO, C. U. Twenty-year impact of fire foci and its relationship with climate variables in Brazilian regions. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 194, n. 90, 2022. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09702-x>.

THANGAVEL, K.; SPILLER, D.; SABATINI, R.; AMICI, S.; SASIDHARAN, S. T.; FAYEK, H.; MARZOCCA, P. Autonomous Satellite Wildfire Detection Using Hyperspectral Imagery and Neural Networks: A Case Study on Australian Wildfire. **Remote Sensing**, v. 15, n. 3, p. 720, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15030720>.

TRINDADE, F. S.; ALVES, M. C.; NOETZOLD, R.; ANDRADE, I. C.; POZZA, A. A. A. Relação espectro-temporal de índices de vegetação com atributos do solo e produtividade da soja. **Revista de Ciências Agrárias-Amazonian Journal of Agricultural and Environmental Sciences**, v. 62, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.22491/rca.2019.2928>.

UNITED-NATIONS: Office for Outer Space Affairs  
UN-SPIDER Knowledge Portal. Step by Step: Burn Severity mapping in Google Earth Engine. Disponível em: <<https://www.un-spider.org/advisory-support/recommended-practices/recommended-practice-burn-severity/burn-severity-earth-engine>> Acesso: 18 Abr. 2023.

VIDAL-RIVEROS, C.; SOUZA-ALONSO, P.; BRAVO, S.; LAINO, R.; BIENG, M. A. N. A review of wildfires effects across the Gran Chaco region. **Forest Ecology And Management**, v. 549, p. 121432, 2023. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.foreco.2023.121432>.

VOS, K.; SPLINTER, K. D.; HARLEY, M. D.; SIMMONS, J. A.; TURNER, I. L. CoastSat: a google earth engine-enabled python toolkit to extract shorelines from publicly available satellite imagery. **Environmental Modelling & Software**, v. 122, p. 104528, 2019. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.104528>.