

**LORENA DE MOURA MELO**

**AVALIAÇÃO DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL EM ÁREAS FLORESTAIS DO  
SEMIÁRIDO BRASILEIRO**

RECIFE  
Pernambuco - Brasil  
Janeiro - 2025

**LORENA DE MOURA MELO**

**AVALIAÇÃO DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL EM ÁREAS FLORESTAIS DO  
SEMIÁRIDO BRASILEIRO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação  
em Ciências Florestais da Universidade Federal  
Rural de Pernambuco, para obtenção do título de  
doutora em Ciências Florestais.

**Orientador**

Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva

**Coorientador(es)**

Prof. Dr. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira

Prof<sup>a</sup>. Dra. Elisiane Alba

RECIFE  
Pernambuco - Brasil  
Janeiro – 2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação  
Sistema Integrado de Bibliotecas da UFRPE  
Bibliotecário(a): Ana Catarina Macêdo – CRB-4 1781

M528a Melo, Lorena de Moura.  
Avaliação da evapotranspiração real em áreas florestais do Semiárido brasileiro / Lorena de Moura Melo. - Recife, 2025.  
135 f.; il.

Orientador(a): Emanuel Araújo Silva.  
Co-orientador(a): Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira.  
Co-orientador(a): Elisiane Alba.

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

Inclui referências e anexo(s).

1. Python (Linguagem de programação de computador). 2. Caatinga. 3. Algoritmos computacionais. 4. Engenharia geotécnica 5. Imagens de sensoriamento remoto. I. Silva, Emanuel Araújo, orient. II. Ferreira, Rinaldo Luiz Caraciolo, coorient. III. Alba, Elisiane, coorient. IV. Título

CDD 634.9

LORENA DE MOURA MELO

**AVALIAÇÃO DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL EM ÁREAS FLORESTAIS DO  
SEMIÁRIDO BRASILEIRO**

Aprovada em: **06 de janeiro de 2025**

**Banca Examinadora**

---

Dr. Adriano Castelo dos Santos  
(Instituto de Pesquisas Científicas e Tecnológicas do Estado do Amapá - IEPA)  
Membro titular

---

Dr. Cloves Vilas Boas dos Santos  
(Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – CPATSA/EMBRAPA)  
Membro titular

---

Prof. Dr. Veraldo Liesenberg  
(Universidade Estadual de Santa Catarina – CAV/UDESC)  
Membro titular

---

Prof. Dr. Hernande Pereira da Silva  
(Universidade Federal Rural de Pernambuco – DEAGRI/UFRPE)  
Membro titular

**Orientador**

---

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

RECIFE  
Pernambuco - Brasil  
Janeiro - 2025

“O temor do SENHOR é o princípio do conhecimento[...]

Provérbios 1:7

## AGRADECIMENTOS

A Deus por toda sabedoria, inteligência e saúde que me concedeu. Mesmo em meio à pandemia da COVID-19, que coincidiu com mais da metade do meu doutorado, Ele me deu forças em meio a ansiedade, coragem para enfrentar os desafios, que estavam diante de mim, e fé para crer que, no fim, com a sua ajuda, eu conseguiria superar os obstáculos que me sobreviriam.

À minha família, em especial, a minha mãe, Ana Maria de Moura Rodrigues, uma mulher batalhadora, amável e carinhosa. Juntamente com o meu padrasto, Carlos Rodrigues da Silva, proporcionaram-me apoio de diversas formas durante o desenvolvimento do meu doutorado. Também agradeço à minha irmã Carla Adriana Alves de Moura e minhas sobrinhas, Valéria Beatriz de Moura Lima e Lorena Vitória de Moura Souza, pelo carinho e cuidado.

Ao meu pai, Cícero Jorge de Melo, do qual guardo com carinho as lembranças que construímos, especialmente por meio das músicas que ouvíamos juntos. Apesar dos desafios, reconheço sua dedicação como trabalhador e sua presença em nossa história. Com amor e respeito, dedico esta conquista à sua memória.

À minha irmã, Juliana Moura de Melo, à minha sobrinha, Heloá Moura de Lima, e ao meu namorado, Carlos André Alves Ferreira, por toda parceria, auxílio, amizade e amor. Eles sempre estiveram comigo nos momentos mais difíceis, motivando-me e alegrando-me em cada passo. Com eles, tudo se tornou mais leve.

À minha prima, Maria Gedalva de Farias, por todo acolhimento, cuidado e carinho durante a fase presencial da pós-graduação. Considero-lhe como uma segunda mãe.

Ao meu estimado parceiro de Pesquisa, Nícolas Lucas Lima de Oliveira, que a partir de toda a nossa associação, empenho e troca de conhecimento, desenvolvemos o nosso plugin, EvapoGIS. Foram muitos acertos e erros, mas, por fim, obtivemos uma ferramenta benéfica para diferentes usos, como para pesquisas e desenvolvimento profissional.

À minha amiga Mayara Maria de Lima Pessoa, que me apoiou de forma amável ao longo da minha trajetória na pós-graduação. Seu suporte foi essencial nos momentos de dificuldades pessoais e emocionais, além de ser fundamental para o meu crescimento profissional. Sua amizade e dedicação sempre foram fontes de força e inspiração para mim.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Emanuel Araújo Silva, e aos meus coorientadores, Prof. Dr. Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira e Prof<sup>a</sup>. Dra. Elisiane Alba, pois me proporcionaram suporte

nos momentos difíceis da pandemia e contribuíram de forma valiosa ao meu desenvolvimento acadêmico, bem como se mostraram solícitos durante a minha trajetória. Reconheço os desafios que enfrentamos e, apesar das dificuldades que surgiram, o apoio deles foi significativo para o meu trabalho.

À toda equipe administrativa da pós-graduação, como os grandes amigos que ganhei, Frank Valdomiro da Silva e Juliana Pereira Ferreira, que sempre estiveram na torcida por mim e me auxiliaram durante cada etapa alcançada.

Aos amigos proporcionados desde o início da Pós-graduação, Géssyca Fernanda de Sena Oliveira Mergulhão, Adriano Castelo dos Santos e Jhonathan Gomes dos Santos, por todo suporte científico, amizade, conselhos, acolhimentos e parcerias.

Aos novos amigos que o doutorado me concedeu, Duberli Geomar Elera Gonzales, Nélio Domingos da Silva, Rosilvam Ramos de Sousa e Cleyton dos Santos Souza. Eles tornaram a minha jornada mais rica com sua presença animadora, proporcionaram um valioso estímulo intelectual para as minhas ideias e um suporte indispensável durante a minha trajetória acadêmica.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio financeiro concedido durante todo o meu doutorado, o qual foi essencial para o meu crescimento acadêmico e profissional, permitindo-me dedicar-me integralmente aos estudos e à pesquisa em Ciências Florestais.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Florestais da Universidade Federal Rural de Pernambuco, pela oportunidade concedida de cursar o doutorado nessa instituição, assim sendo um marco fundamental em minha jornada acadêmica, científica e profissional.

Gratidão!

## RESUMO

MELO, LORENA DE MOURA. **Avaliação da evapotranspiração real em áreas florestais do Semiárido brasileiro**. 2025. Orientador: Emanuel Araújo Silva. Coorientadores: Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira; Elisiane Alba.

O objetivo dessa tese foi analisar o comportamento da evapotranspiração real, em áreas com diferentes características morfoestruturais, inseridas em Floresta Tropical Sazonalmente Seca, na Fazenda Itapemirim, município de Floresta-PE. Além de desenvolver um plugin denominado EvapoGIS, codificado em linguagem Python, com a finalidade de estimar dados de evapotranspiração real e balanço de energia. Com o intuito de avaliar as tipologias da vegetação com diferentes densidades na caatinga, foi realizada uma classificação morfoestrutural. Associando-se a essa classificação os índices de vegetação NDVI e SAVI, com o propósito de selecionar aquele que melhor distinguisse os diferentes tipos de vegetação. Além disso, o estudo serviu para compreender como as diferentes tipologias e as suas densidades influenciariam o comportamento da evapotranspiração real. Em perspectiva complementar, foi realizada uma classificação do uso e cobertura da terra para o período de 1986 a 2021, com intervalos de sete anos, a partir das classes: água, cobertura escassa, vegetação rala, vegetação aberta e vegetação densa. Os dados de evapotranspiração real foram obtidos por meio da plataforma SSEBop-BR v1.01 e utilizados para análises comparativas com a classificação morfoestrutural, o uso e cobertura da terra e os resultados gerados pelo plugin EvapoGIS. Esse plugin foi desenvolvido no âmbito deste estudo como uma ferramenta de código aberto, baseada no algoritmo SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*) e codificada em linguagem Python. Ele utiliza bibliotecas como Rasterio, GeoPandas e NumPy para estimar a evapotranspiração real e os componentes do balanço de energia a partir de imagens do satélite Landsat 8 (OLI), de modelo digital de elevação (MDE) e de dados meteorológicos mínimos. Os resultados da classificação morfoestrutural apontaram seis diferentes classes de vegetação, representando variações em altura, densidade e arranjos verticais da cobertura. Observou-se que áreas com vegetação mais densa apresentaram os maiores valores de evapotranspiração real, indicando a influência da cobertura vegetal nesse processo. O NDVI foi o índice que melhor distinguiu as nuances da vegetação. A análise temporal do uso e cobertura da terra revelou uma expansão das áreas de vegetação densa, rala e aberta ao longo dos 35 anos analisados. O plugin EvapoGIS apresentou desempenho satisfatório, com *layout* intuitivo e potencial de aplicação em estudos hidrometeorológicos.

**Palavras-chave:** Python; Caatinga; SEBAL; Sensoriamento remoto; Geotecnologias.

## ABSTRACT

MELO, LORENA DE MOURA. **Evaluation of actual evapotranspiration in forest areas of the Brazilian Semi-arid region**. 2025. Advisor: Emanuel Araújo Silva. Co-advisors: Rinaldo Luiz Caraciolo Ferreira; Elisiane Alba.

The objective of this thesis was to analyze the behavior of actual evapotranspiration in areas with different morphostructural characteristics, inserted in a Seasonally Dry Tropical Forest, located at Fazenda Itapemirim, in the municipality of Floresta-PE, Brazil. In addition, a plugin named EvapoGIS was developed, coded in Python, with the purpose of estimating actual evapotranspiration data and energy balance components. To assess vegetation typologies with different densities in the Caatinga, a morphostructural classification was carried out. This classification was associated with the vegetation indices NDVI and SAVI, in order to identify the one that best distinguished the different types of vegetation. Furthermore, the study aimed to understand how the various vegetation typologies and their respective densities would influence the behavior of actual evapotranspiration. As a complementary approach, a land use and land cover classification was conducted for the period from 1986 to 2021, at seven-year intervals, considering the following classes: water, sparse cover, sparse vegetation, open vegetation, and dense vegetation. Actual evapotranspiration data were obtained using the SSEBop-BR v1.01 platform and used for comparative analyses with the morphostructural classification, land use and land cover results, and the outputs generated by the EvapoGIS plugin. This plugin was developed within the scope of this study as an open-source tool, based on the SEBAL algorithm (Surface Energy Balance Algorithm for Land) and coded in the Python programming language. It uses libraries such as Rasterio, GeoPandas, and NumPy to estimate actual evapotranspiration and energy balance components from Landsat 8 (OLI) satellite images, digital elevation models (DEM), and minimal meteorological data. The results of the morphostructural classification identified six different vegetation classes, representing variations in height, density, and vertical canopy structure. Areas with denser vegetation showed higher actual evapotranspiration values, indicating the influence of vegetation cover on this process. NDVI was the index that best distinguished the nuances of vegetation. The temporal analysis of land use and land cover revealed an expansion of dense, open, and sparse vegetation areas over the 35 years analyzed. The EvapoGIS plugin showed satisfactory performance, with an intuitive layout and potential for application in hydrometeorological studies.

**Keywords:** Python; Caatinga; SEBAL; Remote sensing; Geotechnologies.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fluxograma simplificado de execução do algoritmo SEBAL. ....	26
Figura 2. I – O modelo de dados vetoriais usa coordenadas x, y para representar feições de ponto (a), e o modelo de dados <i>raster</i> usa células em uma grade para representar feições de ponto (b). II – Feições de ponto, linha e polígono.....	32
Figura 3. Divisão do Estado de Pernambuco em 5 blocos de mapeamento. ....	39
Figura 4. Mapa de localização das áreas de estudo, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	50
Figura 5. Ortoimagens das áreas de pesquisas 1, 2 e 3, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.....	51
Figura 6. Ortoimagens das áreas de pesquisas 4, 5 e 6, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.....	51
Figura 7. Fluxograma metodológico da classificação morfoestrutural da vegetação.....	52
Figura 8. Visitas de campo nas áreas de vegetação da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	53
Figura 9. Classificação dos indivíduos quanto ao porte. ....	54
Figura 10. Representação das classes de vegetação quanto ao porte. ....	54
Figura 11. Classificação vegetação quanto ao grau de recobrimento da superfície do solo. ...	55
Figura 12. Ilustração da obtenção Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD), obtido a partir da diferença entre o MDS e MDT. ....	56
Figura 13. Fluxograma metodológico do uso e cobertura da terra.....	59
Figura 14. Fluxo integrado de aquisição e processamento de dados para estimativa da evapotranspiração real diária e instantânea no plugin EvapoGIS (SEBAL/QGIS).....	68
Figura 15. Visualização tridimensional e morfoestrutural das Áreas 1, 2 e 3 da Caatinga. A representação tridimensional evidencia os padrões de altura da vegetação por meio de exagero vertical. ....	75
Figura 16. Visualização tridimensional e morfoestrutural das Áreas 4, 5 e 6 da Caatinga. A representação tridimensional evidencia os padrões de altura da vegetação por meio de exagero vertical. ....	76
Figura 17. Diagrama de caixa (blox-plot) para os grupos de porte vegetal em 6 diferentes áreas florestais. ....	79
Figura 18. Comportamento da evapotranspiração real (ETa) nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	82
Figura 19. Diagrama de caixa (blox-plot) para o comportamento da evapotranspiração real (ETa) nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	83
Figura 20. Comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para o período seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	86

Figura 21. Comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para o período úmido, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	86
Figura 22. Diagrama de caixa (blox-plot) para o comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.....	87
Figura 23. Uso e cobertura da terra para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	91
Figura 24. Diagrama de Sankey das mudanças de uso e cobertura da terra entre 1986 e 2021. A espessura das faixas é proporcional à área convertida entre as classes ao longo do tempo. ....	93
Figura 25. Uso e cobertura da terra para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	97
Figura 26. Dados de precipitação em milímetros da fazenda Itapemirim, Floresta-PE, para o período de 1986-2021.....	97
Figura 27. Tela inicial de execução do EvapoGIS. ....	99
Figura 28. Menu de complementos para ativação do plugin EvapoGIS no QGIS.....	100

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Informações básicas sobre os satélites Landsat 8 e Landsat 5.....	36
Tabela 2. Características espectrais dos satélites Landsat 8 e Landsat 5 .....	36
Tabela 3. Resolução Espacial e Radiométrica dos Produtos do PE3D na Escala 1:5000 e 1:1000 .....	40
Tabela 4. Valores do fator de correção de acordo com a densidade da vegetação.....	58
Tabela 5. Classes e Subgrupos da vegetação de diferentes áreas da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	76
Tabela 6. Grupos de vegetação de 6 áreas florestais da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE .....	77
Tabela 7. Estatísticas descritivas básicas relacionadas aos indivíduos vegetais das 6 áreas florestais e seus respectivos grupos .....	78
Tabela 8. Estatísticas descritivas básicas para o comportamento da evapotranspiração real (ETa) nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE. ....	83
Tabela 9. Estatísticas descritivas básicas para o comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.....	87
Tabela 10. Acurácia global, referente as classificações supervisionadas realizadas para um período de 35 anos.....	91
Tabela 11. Áreas em hectares (ha) e porcentagem (%) das classes de uso e cobertura da terra, para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.....	92
Tabela 12. Adições e perdas das classes de uso e cobertura da terra, para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE .....	92
Tabela 13. Resultados estatísticos gerais da comparação entre as ferramentas EvapoGIS e SSEBop em relação ao SISDAGRO .....	101
Tabela 14. Resultados estatístico individuais da comparação entre as ferramentas EvapoGIS e SSEBop em relação ao SISDAGRO .....	101

## SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO .....	15
2. OBJETIVOS.....	19
2.1 GERAL.....	19
2.2 ESPECÍFICOS .....	19
3. REVISÃO DE LITERATURA .....	20
3.1 BALANÇO DE ENERGIA E EVAPOTRANSPIRAÇÃO EM ÁREAS FLORESTADAS .....	20
3.2 CAATINGA: FATORES AMBIENTAIS E A VARIABILIDADE ESPAÇO-TEMPORAL DO BALANÇO DE ENERGIA E EVAPOTRANSPIRAÇÃO .....	23
3.3 MODELOS PARA ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO POR SENSORIAMENTO REMOTO .....	25
<b>3.3.1 <i>Surface Energy Balance Algorithms for Land – Sebal</i></b> .....	25
<b>3.3.2 <i>Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop)</i></b> .....	27
3.4 GEOTECNOLOGIAS .....	30
3.5 SENSORIAMENTO REMOTO.....	33
<b>3.5.1 <i>Dados de Sensoriamento Remoto</i></b> .....	35
<b>3.5.1.1 <i>Landsat</i></b> .....	35
<b>3.5.1.2 <i>Light Detection and Ranging (LiDAR) e o projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D)</i></b> .....	37
<b>3.5.2 <i>Índices de Vegetação</i></b> .....	41
3.6 PYTHON: VANTAGENS EM ANÁLISES DE DADOS GEOESPACIAIS .....	44
4. MATERIAL E MÉTODOS .....	50
4.1 LOCALIZAÇÃO E DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO.....	50
4.2 COLETA E ANÁLISE DOS DADOS .....	52
<b>4.2.1 <i>Classificação morfoestrutural da vegetação</i></b> .....	52
<b>4.2.2 <i>Uso e cobertura da terra</i></b> .....	59
<b>4.2.3 <i>Dados de Evapotranspiração Real – SSEBop</i></b> .....	64

4.2.4	<b>Análise comparativa da evapotranspiração: EvapoGIS e SSEBop</b> .....	65
4.2.5	<b>Desenvolvimento do plugin</b> .....	66
5.	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO</b> .....	75
5.1	<b>CLASSIFICAÇÃO MORFOESTRUTURAL DA VEGETAÇÃO</b> .....	75
5.1.1	<b>Classificação Morfoestrutural da Vegetação: Evapotranspiração, SAVI e NDVI</b> .....	82
5.2	<b>USO E COBERTURA DA TERRA E EVAPOTRANSPIRAÇÃO</b> .....	91
5.3	<b>PLUGIN EvapoGIS</b> .....	98
6.	<b>CONCLUSÕES</b> .....	105
7.	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	107
	<b>ANEXOS</b> .....	133
	<b>ANEXO A</b> .....	134

## 1. INTRODUÇÃO

O bioma Caatinga tem sido historicamente negligenciado em relação às mudanças em sua paisagem, especialmente quando comparado à Amazônia. Isso leva a um conhecimento insuficiente sobre as transformações históricas e o estado atual da cobertura vegetal dos seus ecossistemas (Beuchle *et al.*, 2015). Embora os estudos sobre a sua vegetação, biodiversidade e extensão tenham sido negligenciados (Milliken *et al.*, 2018), é de suma importância expandir o conhecimento científico acerca da dinâmica dessa vegetação ao longo do tempo e espaço.

As dinâmicas das tipologias florestais da Caatinga são influenciadas por fatores ambientais como seca, nutrientes do solo e fogo, que afetam o crescimento e sobrevivência das plantas. Tais respostas estão associadas a características funcionais das espécies, como deciduidade à seca, transporte de água, tolerância a perturbações e fotossíntese (Pennington; Lehmann; Rowland, 2018).

Fatores como clima, fenologia e fisiologia da vegetação, edáficos e ecológicos afetam diretamente a interação solo-planta-atmosfera, por meio dos quais é possível entender as inter-relações entre o balanço hídrico, do carbono e energético, os quais sofrem alterações devido as ações antrópicas ou naturais, o que se reflete em variáveis relevantes, como a evapotranspiração (Borges *et al.*, 2024; Jesus *et al.*, 2021; Silva, *et al.*, 2017).

Esse bioma enfrenta a desertificação e degradação do solo, resultantes das condições climáticas, características inerentes ao meio ambiente e atividades humanas, como o sobrepastoreio e desmatamento, que expõem o solo aos agentes do intemperismo, resultando em uma perda intensiva de matéria orgânica e, conseqüentemente, da diversidade microbiana. Além do supracitado, as baixas taxas de precipitação e as altas temperaturas no semiárido brasileiro também afetam esses processos (Oliveira *et al.*, 2021).

Com relação às projeções climáticas à região, a longo prazo, os déficits de chuva juntamente com o aumento da temperatura, secas e frequência de veranicos, podem exacerbar a degradação ambiental. Uma possível aridificação da região Nordeste, juntamente com uma deterioração do ambiente, devido a práticas não sustentáveis de uso da terra, pode resultar em um risco elevado de desertificação (Marengo; Torres; Alves, 2017). O fenômeno da desertificação acarreta o enfraquecimento do ciclo hidrológico, comprometendo a precipitação, evapotranspiração, convergência de umidade e diminuição do escoamento (Oyama; Nobre, 2004).

Dentro desse contexto, a evapotranspiração (ET) assume um papel crucial como um dos principais fatores reguladores do clima, interligando a energia, o clima e a hidrologia tanto em

escala local quanto global. Conquanto seja tradicionalmente calculada como uma diferença entre os termos do balanço hídrico, pode ser medida com precisão com instrumentos como lisímetros ou sistemas de correlação de redemoinhos (Ruhoff *et al.*, 2012).

No entanto, os métodos aplicados a esses instrumentos são limitados, pois fornecem valores locais de ET e não em uma escala regional. Esta limitação motivou o uso de dados de sensoriamento remoto, juntamente com algoritmos como o SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*) e SSEBop (*Operational Simplified Surface Energy Balance*), para avaliar a ET em vastas áreas. A principal vantagem do sensoriamento remoto é que o cálculo dessa variável pode ser realizado sem a necessidade de quantificar outros processos hidrológicos complexos, além disso, pode-se obter dados climáticos por meio de uma metodologia de baixo custo (Allen *et al.*, 2002; Senay *et al.*, 2007; 2013; Senay *et al.*, 2022).

Dentro dessa perspectiva, o sensoriamento remoto possibilita obtenção do balanço de energia superficial, ou seja, a distribuição da radiação líquida ( $R_n$ ) sobre a evapotranspiração, o fluxo de calor sensível ( $H$ ), e o fluxo de calor do solo ( $G$ ) (Gokmen *et al.*, 2012).

Considerando o supracitado, compreender a variabilidade sazonal e interanual da troca de energia superficial e evapotranspiração (ET) são essenciais ao entendimento das regiões semiáridas e de sua interação com o seu respectivo clima (Krishnan *et al.*, 2012). Uma característica particular dessas regiões é a presença da estação seca durante a maior parte do ano. O clima é assinalado pelo declínio da disponibilidade de água no solo e pela elevada ET. Além disso, as taxas de transpiração são mais elevadas durante a estação seca do que durante a estação chuvosa, principalmente devido ao aumento da demanda evaporativa e à exploração das reservas de água subterrânea pelas árvores (Santos *et al.*, 2017).

Portanto, aperfeiçoar a compreensão do funcionamento das Florestas Tropicais Secas (FTS), grupo ao qual a Caatinga está inserida, é importante para planejar estratégias de uso e conservação destes extensos e relevantes ecossistemas. Dada a grande área remanescente de vegetação de caatinga, seus ecossistemas podem desempenhar um papel importante nos processos regionais e globais derivados das interações entre a biosfera e a atmosfera (Moura *et al.*, 2016). Também sendo fundamental analisar o seu funcionamento em condições extremas, a partir da perspectiva das interações entre os fluxos de energia (Borges *et al.*, 2020).

Assim, entender o funcionamento da caatinga sob condições extremas, como apresentado anteriormente, do ponto de vista das trocas de calor/massa, é necessário para que os tomadores de decisão definam políticas para construir capacidade adaptativa em cenários de

mudanças climáticas. Desse modo, podendo mitigar os efeitos da seca e manter ou recuperar a riqueza do semiárido (Santos *et al.*, 2020).

Considerando a crescente pressão antrópica e climática sobre o bioma Caatinga, a compreensão de sua dinâmica hidrológica, especialmente por meio da evapotranspiração, é essencial. Esta variável ambiental desempenha um papel crucial nas interações entre o solo, vegetação e atmosfera, sendo relevante em regiões semiáridas, que enfrentam períodos de seca prolongados e escassez hídrica. Desse modo, as análises em diferentes densidades de vegetação e como elas afetam a evapotranspiração podem fornecer informações significativas para a gestão dos recursos hídricos e a conservação da biodiversidade no bioma Caatinga.

Nesse contexto, o presente estudo se destaca por propor uma análise da ET em diferentes fitofisionomias da Caatinga, associando períodos climáticos (seco e úmido), densidades de vegetação e históricos de uso da terra. A pesquisa também apresentou como diferencial a criação do plugin EvapoGIS, uma ferramenta de código aberto integrada ao QGIS, que possui a capacidade de gerar 29 variáveis relacionadas à ET e ao balanço de energia, com base no algoritmo SEBAL.

Para aplicação da pesquisa foi selecionada como área de análise a Fazenda Itapemirim (Floresta-PE). A sua vegetação é caracterizada como Savana-Estépica Arborizada (IBGE, 2012), possui fragmentos de Caatinga com distintos históricos de uso, incluindo uma área com supressão total da vegetação em 1987 (38 anos sem intervenção) e outra considerada conservada, ambas monitoradas desde 2008 e sem Plano de Manejo vigente (Salami *et al.*, 2024; Ferreira *et al.*, 2024). Além desses ambientes, a fazenda possui outros pontos com características florestais específicas, como áreas densas e menos densas, o que possibilita análises comparativas de variáveis como a evapotranspiração, e sua interação com diferentes aspectos da vegetação.

A Fazenda Itapemirim já foi alvo de diversas pesquisas relevantes para o manejo florestal na caatinga, abordando relações solo-floresta (Alves *et al.*, 2017), estrutura da vegetação (Barreto *et al.*, 2020; Ferraz *et al.*, 2014; Lima *et al.*, 2021; Marangon *et al.*, 2013), estrutura diamétrica (Lima *et al.*, 2017) e modelagem de variáveis florestais (Barreto *et al.*, 2018; Oliveira *et al.*, 2021a). Tais estudos contribuíram para o entendimento ecológico e estrutural da vegetação local, os quais fornecem uma base sólida para investigações complementares.

Quanto ao uso e cobertura da terra, há trabalhos como o de Santos *et al.* (2020), que analisaram mudanças pontuais e fragmentação florestal diretamente na área da Fazenda. Em

uma perspectiva mais ampla, abrangendo o município de Floresta-PE, destacam-se os estudos de Silva *et al.* (2013) e Oliveira *et al.* (2022).

Em relação à associação entre variáveis hídricas e vegetação, Ferreira *et al.* (2024) também conduziu estudos na Fazenda Itapemirim, investigando a dinâmica espaço-temporal da vegetação e dos recursos hídricos com o uso de dados do sensor Landsat 8/OLI e análise de índices físico-hidrológicos.

Quanto ao uso da evapotranspiração na análise da vegetação, Costa Júnior *et al.* (2024) utilizaram essa variável para avaliar o incremento da área basal da vegetação em duas áreas da Caatinga na própria fazenda, mas sem considerar comparações entre diferentes densidades e fitofisionomias.

Dessa forma, esta pesquisa contribui ao enriquecimento de informações sobre a localidade, ao associar dados de sensoriamento remoto à análise da ET em diferentes contextos ecológicos, com ênfase na espacialização da informação e na criação de ferramenta aplicada. O desenvolvimento do *plugin* EvapoGIS, reforça a dimensão prática do estudo, ao permitir que pesquisadores e profissionais realizem estimativas de diferentes variáveis.

Assim, esse trabalho surge como uma alternativa para analisar diferentes formações fitofisionômicas da caatinga, com diferentes históricos de uso e em períodos distintos (seco e úmido), situadas na Fazenda Itapemirim, no município de Floresta, Pernambuco, a fim de compreender melhor o comportamento das fitofisionomias com diferentes densidades ao longo do tempo, por meio de análises espaço-temporais de uso e cobertura da terra e da evapotranspiração.

Frente às problemáticas apresentadas, este trabalho visa responder à seguinte pergunta: vegetações com diferentes densidades apresentam comportamentos distintos quanto à evapotranspiração? Parte-se da hipótese de que áreas com maior densidade tendem a apresentar maiores taxas de evapotranspiração.

## 2. OBJETIVOS

### 2.1 GERAL

Analisar o comportamento da evapotranspiração real, em áreas com diferentes características morfoestruturais, inseridas em Floresta Tropical Sazonalmente Seca, na Fazenda Itapemirim, município de Floresta-PE. Além de desenvolver um *plugin* denominado EvapoGIS, codificado em linguagem Python, com a finalidade de estimar dados de evapotranspiração real e balanço de energia.

### 2.2 ESPECÍFICOS

- Realizar classificações morfoestruturais em áreas florestais de Savana-estépica e associá-las à evapotranspiração, bem como aos índices NDVI e SAVI, nos períodos seco e úmido;
- Analisar o uso e cobertura da terra e avaliar o comportamento da vegetação quanto à evapotranspiração em diferentes densidades vegetais, no período de 1986 a 2021;
- Criar um *plugin* EvapoGIS, em linguagem Python, para estimar a evapotranspiração a partir do *SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land)* e imagens do Satélite Landsat 8; e
- Comparar a evapotranspiração real gerada pelo *plugin* EvapoGIS com os dados de outros métodos, para verificar a consistência e a precisão dos resultados.

### 3. REVISÃO DE LITERATURA

#### 3.1 BALANÇO DE ENERGIA E EVAPOTRANSPIRAÇÃO EM ÁREAS FLORESTADAS

Compreender as diferentes interações entre o balanço de energia e evapotranspiração nas áreas florestais favorece o entendimento sobre como as relações solo-planta-atmosfera afetam os balanços hídrico, energético e de carbono, clima, fisiologia e fenologia vegetal (Campos *et al.*, 2019; Leppä *et al.*, 2020; Richardson *et al.*, 2013; Silva *et al.*, 2021; Tauro *et al.*, 2022; Veloso; Silva; Ferreira, 2020; Zeng *et al.*, 2017).

No sistema solo-planta-atmosfera a evapotranspiração da superfície terrestre (ET) é responsável por transferir grandes volumes de água (e energia, na forma de calor latente) do solo (evaporação) e da vegetação (transpiração) para a atmosfera (Anderson *et al.*, 2012).

A heterogeneidade da vegetação em diferentes regiões ou biomas, afeta de forma diferenciada os componentes biofísicos do balanço de energia à superfície, indicando uma complexidade nas trocas de calor com a atmosfera (Fernandes *et al.*, 2019). Assim como, os principais processos biofísicos que governam o balanço de energia de superfície também podem divergir sazonalmente em magnitude entre as estações (Lian *et al.*, 2022).

O tipo de floresta e a região em que ela está localizada influenciam em como o desmatamento impacta o balanço energético da superfície. A perda na floresta perene de folha larga, essencialmente localizada nos trópicos, resulta em uma intensa redução no fluxo de calor latente, enquanto a perda na floresta de folha perene, as localizadas principalmente em zonas boreais, faz com que os fluxos de calor sensível e terrestre reduzam. Já as florestas decíduas apresentam uma resposta intermediária (Duveiller; Hooker; Cescatti, 2018).

Dentro desta perspectiva, também deve levar em consideração as diferenças fenológicas e fisiológicas nos diferentes biomas do planeta. Os *feedbacks* das mudanças climáticas por meio dos impactos fenológicos no albedo irão variar entre os tipos de ecossistemas. A fenologia é um fator que medeia os *feedbacks* da vegetação para a atmosfera e o sistema climático por meio de um conjunto diversificado de processos e mecanismos, incluindo albedo, comprimento da rugosidade da superfície, condutância do dossel, fluxos de água e energia, fotossíntese e fluxos CO<sub>2</sub> (Richardson *et al.*, 2013).

No caso da Caatinga, a perda de folhas na estação seca ou o fechamento parcial dos estômatos das poucas espécies perenes resulta em menores valores de evapotranspiração e maiores valores de albedo. Diferentemente da estação chuvosa, quando a fisiologia e o

metabolismo das espécies da Caatinga estão totalmente ativos, havendo, assim, menores valores de albedo (Marques *et al.*, 2020).

As vegetações têm diferentes sensibilidades fisiológicas tanto em relação as mudanças na radiação quanto na disponibilidade hídrica. Por exemplo, em solos com um amplo suprimento de água, os estômatos, que estão localizados na epiderme foliar, respondem livremente às variações de fatores biofísicos, como radiação. Nesta situação, o fluxo de calor latente domina sobre o fluxo de calor sensível e a vegetação tem forte influência na condição da camada limite. Sob estresse hídrico, a redução da umidade do solo provoca um aumento na produção de ácido abscísico, que estimula o fechamento dos estômatos. Conseqüentemente, a capacidade dos estômatos de responder às variações das condições atmosféricas torna-se limitada. Esta limitação enfraquece o domínio do fluxo de calor latente e eventualmente leva ao domínio do fluxo de calor sensível em condições de seca (Gu *et al.*, 2006).

Em períodos de intensa onda de calor, em que a radiação líquida recebida é significativamente maior, a produtividade primária bruta (PPB) é reduzida, há uma maior respiração do ecossistema, um aumento da taxa de Bowen, redução da absorção de carbono e a mudança da floresta de um sumidouro de carbono para uma fonte. Quando as florestas não se mostram resilientes aos extremos de calor, esses os sumidouros de carbono podem não ser sustentáveis em um clima futuro com maior número, intensidade e duração de ondas calor (Van Gorsel *et al.*, 2016; Wardlaw, 2022).

Esses eventos climáticos extremos impactam significativamente o ciclo de carbono terrestre e as concentrações de CO<sub>2</sub> atmosférico. À luz da crescente frequência e gravidade das futuras ondas de calor e secas, é necessário contabilizar seus efeitos no sequestro de carbono nos ecossistemas (Yuan *et al.*, 2016).

Por exemplo, nas florestas tropicais, temperaturas acima de 32°C reduzem o crescimento florestal, diminuem o tempo de permanência do carbono e aumentam a mortalidade de árvores. O efeito da temperatura e a magnitude das mudanças climáticas eleva o risco de perda de estoques de carbono. No entanto, os estoques de carbono permanecerão mais altos sob mudanças climáticas moderadas se protegidos de impactos diretos, como desmatamento e incêndios (Sullivan *et al.*, 2020).

No entanto, as vegetações localizadas em diferentes latitudes implicam no resfriamento ou aquecimento do planeta. Nas latitudes altas e médias do norte, o desmatamento contribui para um resfriamento substancial. Já as regiões tropicais, em particular a América do Sul, o sul da África e o sul da Ásia, estão sujeitas a um aquecimento substancial. Na Amazônia, por

exemplo, o clima da superfície aquece como resposta à remoção da floresta. Esses efeitos de resfriamento ou aquecimento espaço-temporais são principalmente impulsionados pela evapotranspiração e albedo, que são fortemente influenciados pelas chuvas e neve (Davin; Noblet-Ducoudré, 2010; Li *et al.*, 2015).

No caso das altas latitudes, o aumento da exposição da neve no período de inverno de alto albedo, associado com a conversão de vegetação de alta para baixa estatura, durante o desmatamento ou perturbação da floresta, causam o resfriamento (Ghimire *et al.*, 2014). Já a partir da presença de coníferas nesta região, ocorre um aquecimento considerável apenas pelo mecanismo do albedo. Assim, pode-se diminuir significativamente a eficácia do reflorestamento ou florestamento de alta latitude como ferramenta para mitigar o aquecimento (Jiao *et al.*, 2017).

Desse modo, o reflorestamento e o desmatamento nem sempre devem ser usados como parâmetros para atenuar o aquecimento global. Já as políticas de gestão da terra voltadas para a mitigação climática, bem como os mercados de compensação de carbono que pagam por serviços de redução climática fornecidos por florestas ou expansão florestal, atingirão os seus objetivos de maneira mais eficaz se contabilizarem os impactos climáticos das mudanças no albedo (Williams; Gu; Jiao, 2021).

Tendo em vista os aspectos supracitados, ver-se a necessidade de monitorar as mudanças de uso e cobertura da terra, com o foco nas áreas florestais, com o fim de compreender as implicações da mudança do uso da terra, por meio das variações temporais dos componentes do balanço de energia (Arraes; Andrade; Silva, 2012).

Os componentes do balanço de energia explicam os impactos radiativos e não radiativos da cobertura do solo induzida pelo uso da terra. A partir de análises da degradação da vegetação nas regiões áridas e semiáridas da China, os resultados indicaram uma redução da radiação líquida e evaporação, especialmente nas áreas degradadas no período do verão, consistente com a redução da precipitação e o aumento da temperatura do ar. Dentro do âmbito global, a degradação da cobertura da terra tem efeitos climáticos diferentes em diferentes áreas e para diferentes estações nas regiões mundiais (Boisier *et al.*, 2012; Chen; Ma; Zhao, 2017).

Já os impactos na temperatura, consequentes da transformação de áreas naturais em urbanas, pode levar a um aquecimento significativo. A partir da urbanização, há a conversão das superfícies permeáveis, com vegetação, para materiais não permeáveis, como tijolo, concreto e asfalto, resultando em menor fluxo de calor latente e aumento do fluxo de calor sensível e, portanto, aumentando a temperatura do ar (Mahmood *et al.*, 2014).

Por fim, ver-se os estudos sobre associação do balanço de energia com as áreas florestais como um ponto relevante para o aprofundamento nas relações solo-planta-atmosfera. Por meio da compreensão desses aspectos, entende-se como o balanço energético afeta o clima regional, balanço hídrico e as funções do ecossistema. No contexto das mudanças climáticas globais, um conhecimento mais completo do balanço energético aprofundará a compreensão sobre como ecossistemas respondem às mudanças globais.

### 3.2 CAATINGA: FATORES AMBIENTAIS E A VARIABILIDADE ESPAÇO-TEMPORAL DO BALANÇO DE ENERGIA E EVAPOTRANSPIRAÇÃO

A Caatinga, a maior e mais diversa floresta tropical sazonalmente seca do Novo Mundo (Silva, P., *et al.*, 2017). Uma região ecológica bem reconhecida que fica no interior semiárido do Nordeste do Brasil e que cobre 912.529 km<sup>2</sup>. O termo 'Caatinga' refere-se principalmente a uma Floresta Tropical Sazonalmente Seca (FEDS) que apresenta um mosaico de diferentes fisionomias (Silva, *et al.*, 2017). Sua vegetação tem um predomínio de árvores de folhas pequenas e espinhosas com troncos retorcidos, bem como muitas suculentas e ervas terófitas que respondem eficientemente aos níveis mínimos de precipitação (Queiroz *et al.*, 2017).

Na Caatinga o maior condicionante da vegetação é a deficiência hídrica sazonal. Além disso, as massas de ar e a orografia também têm influência na distribuição das chuvas ao longo do ano. A sua precipitação concentra-se em um curto período do ano, com fortes contrastes entre estação seca e chuvosa, sendo a maior parte das chuvas registrada entre o verão e o outono, e com totais anuais muitas vezes inferiores a 800 mm, como observado em áreas típicas do clima semiárido (Alvares *et al.*, 2013).

A distribuição da precipitação dentro desse período é bastante irregular, podendo ocorrer de forma intensa, com mais de 100 mm em um dia, seguidos de semanas sem chuva. Como resultado, a vegetação fica sujeita a uma deficiência hídrica anual superior a seis meses, além de enfrentar deficiências ocasionais de curta duração. Acrescentam-se os períodos de seca, nos quais a precipitação pode permanecer bem abaixo da média por mais de um ano, configurando um quadro persistente de estresse hídrico ao qual as plantas da região estão submetidas (Sampaio; Freitas, 2021).

Já as temperaturas médias anuais são elevadas (23 a 27 °C) e a umidade relativa costuma ficar abaixo de 50%. Como consequência, a evapotranspiração potencial é elevada, geralmente

acima de  $1.500 \text{ mm ano}^{-1}$ , resultando em balanços hídricos negativos ao longo de 7 a 11 meses todos os anos. Todas essas variações climáticas e de solo resultam em uma grande diversidade de condições ambientais e de paisagens (Menezes *et al.*, 2012).

A Caatinga trata-se de uma região com alta sensibilidade ecológica as mudanças climáticas, sensível às variações da disponibilidade de água e que apresenta um declínio na sua resiliência (Forzieri *et al.*, 2022; Seddon *et al.*, 2016). Além disso, a sua vegetação densa vem se tornando esparsa, devido ao processo de fragmentação (com tendência ao aumento), o que gera uma paisagem mais heterogênea, tendo-se como contribuintes os fatores climáticos aliados à antropização e à seca severa (Santos *et al.*, 2020).

Para lidar com essas flutuações na disponibilidade de água, as plantas desse bioma desenvolveram uma ampla gama de estratégias de adaptação, como as suas características fenológicas e fisiológicas, que são observadas em suas diferentes espécies (Vico *et al.*, 2015).

Dentre as características estão a perda de folhas na estação seca ou o fechamento parcial dos estômatos nas poucas espécies perenes. Consequentemente, há menores valores de evapotranspiração e maiores valores de albedo. Diferentemente da estação chuvosa, quando a fisiologia e o metabolismo das espécies da Caatinga estão totalmente ativos, desse modo, havendo menores valores de albedo (Marques *et al.*, 2020).

Assim, os atributos da vegetação podem alterar significativamente o albedo da superfície, o que, por sua vez, afeta o balanço de energia e os valores de evapotranspiração. (Cunha *et al.*, 2020; Lima *et al.*, 2021). À vista disso, a cobertura vegetal da caatinga influencia substancialmente os componentes da radiação líquida, que dependem do tipo e estado da cobertura da superfície terrestre, como radiação de ondas curtas refletida e radiação de ondas longas emitidas (Ferreira *et al.*, 2020).

Já em relação aos componentes do balanço de energia, o comportamento dos fluxos de calor latente (LE), do solo (G) e sensível (H) na Caatinga irão variar ao longo do ano, sendo dependentes das condições ambientais, como a radiação solar e a disponibilidade hídrica, que variam ao longo do tempo. Tais aspectos podem ser notados, por meio da partição dos componentes do balanço de energia destinada ao fluxo de calor sensível (H), que é maximizada pela ocorrência de seca prolongada (Souza *et al.*, 2015).

O fluxo de calor sensível, em relação ao fluxo de calor latente, domina principalmente o balanço energético no bioma Caatinga durante os anos de seca em todas as estações, devido à falta de umidade do solo e à baixa atividade fotossintética (Santos *et al.*, 2020).

A maior parte da radiação líquida é convertida em fluxo de calor sensível, exceto durante a estação chuvosa, quando o fluxo de calor latente assume maiores proporções. Assim, o Bioma Caatinga está intimamente relacionado à sazonalidade das chuvas (que desempenham um papel crucial na partição energética e no fechamento do balanço energia), uma vez que suas características fisiológicas e metabólicas são moduladas principalmente pela água disponível no ecossistema (Campos *et al.*, 2019).

### 3.3 MODELOS PARA ESTIMATIVA DA EVAPOTRANSPIRAÇÃO POR SENSORIAMENTO REMOTO

#### 3.3.1 *Surface Energy Balance Algorithms for Land – Sebal*

O SEBAL foi desenvolvido com o objetivo de regionalizar as densidades de fluxo de superfície e indicadores de umidade do solo em um amplo espectro de tipos de terrenos, variando de mancha a uma escala regional, em que a necessidade de medições do solo é reduzida tanto quanto possível. Adicionalmente, a implementação desse algoritmo foi impulsionada pelas dificuldades que outros algoritmos possuíam, para a estimativa de fluxos de superfície a partir de medições de sensoriamento remoto (Bastiaanssen, 1995).

À execução do algoritmo são necessários dados de satélite, como Landsat, referentes as bandas do visível, infravermelho próximo e termal. Também, recomenda-se um mapa de uso do solo (não é requisito para o processamento), pois é útil para estimar o parâmetro de rugosidade da superfície. Já os dados meteorológicos indicados à aplicação do SEBAL são velocidade do vento e precipitação. Aliados a estes, para o cálculo da evapotranspiração de referência (ET<sub>r</sub>) horária e diária, acrescenta-se a umidade, radiação e temperatura do ar (Allen *et al.*, 2002).

O modelo SEBAL calcula evapotranspiração (ET) se baseado na estimativa de calor latente (LE) como um resíduo da equação de balanço de energia (Bastiaanssen *et al.*, 1998; Laipelt *et al.*, 2021).

$$\lambda E = R_n - G - H$$

Em que:

$\lambda E$  - Fluxo de calor latente ( $\text{W m}^{-2}$ );

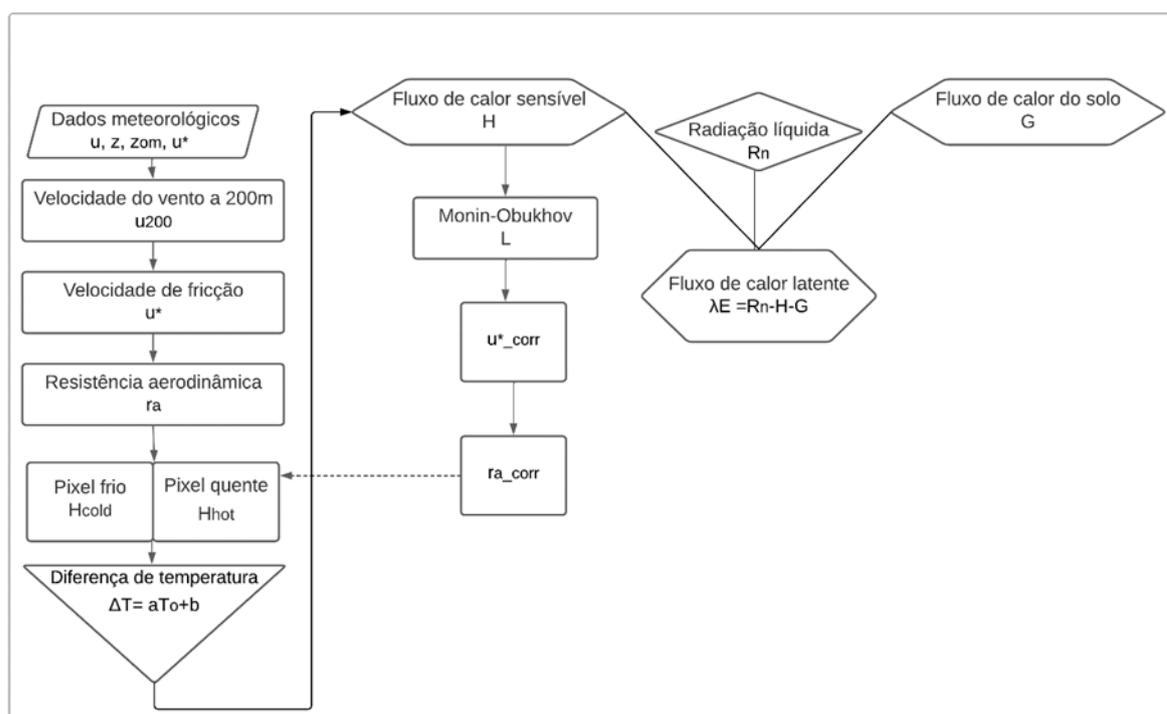
$R_n$  - Balanço de radiação na superfície ( $\text{W m}^{-2}$ );

G - Fluxo de calor no solo ( $\text{W m}^{-2}$ ), e

H - Fluxo de calor sensível, ( $\text{W m}^{-2}$ ).

O cálculo do  $R_n$  é obtido a partir do albedo de superfície, índice de vegetação e temperatura da superfície, juntamente com medições terrestres da radiação global. G é estimado como uma fração de  $R_n$ , temperatura da superfície e índice de vegetação. H é estimado a partir da temperatura da superfície, rugosidade da superfície e velocidade do vento (Zwart; Bastiaanssen, 2007).

Para uma noção dos passos necessários à execução do SEBAL, em seguida, será apresentado um fluxograma simplificado de execução do algoritmo SEBAL (Figura 1). Um melhor detalhamento sobre as equações, pode ser obtido a partir de Teixeira *et al.* (2009) e Allen *et al.* (2002).



**Figura 1.** Fluxograma simplificado de execução do algoritmo SEBAL.

Fonte: Adaptado de Teixeira *et al.* (2009).

Quanto a algumas das modificações que o SEBAL sofreu, houve a introdução do modelo digital de elevação (MDE), como meio de reduzir os impactos do aspecto do declive na radiação solar incidente (Allen; Tasumi, 2000). Entre as inovações com o modelo, tem-se a criação do aplicativo geeSEBAL, uma nova ferramenta para estimativa automatizada da ET e uma versão simplificada do processo CIMEC (Calibration using Inverse Modeling at Extreme

Conditions) para a seleção pixels frios e quentes, desenvolvido dentro do ambiente Google Earth Engine (GEE) (Laipelt *et al.*, 2021).

Enfatizando o uso do SEBAL no semiárido brasileiro, destaca-se a pesquisa realizada no sistema de irrigação Nilo Coelho, Pernambuco, a qual foi pioneira no uso do SEBAL na Bacia do Rio São Francisco. Na localidade, foram usados dados de satélites atrelados ao SEBAL como meios para se obter a evapotranspiração potencial da cultura, umidade do solo e crescimento de biomassa mensalmente (Bastiaanssen *et al.*, 2001).

Ainda na bacia supracitada, mais especificamente, na bacia do Submédio do São Francisco foi realizada uma revisão dos parâmetros de entrada do SEBAL para avaliação da evapotranspiração e produtividade da água, o que contribuiu para estudo de impacto da expansão da agricultura irrigada no balanço hídrico regional e quantificação da produtividade hídrica da horticultura irrigada. Além disso, foi gerado um dos primeiros conjuntos de dados que podem ser usados para validar etapas individuais do SEBAL, desde o desenvolvimento do modelo (Teixeira *et al.*, 2009).

Dentro da área de inovações nas áreas florestais de savana-estépica, o Sistema de Apoio à Análise de Recursos Geográficos (GRASS) Python SEBAL (GP-SEBAL), sobressai como uma nova metodologia baseada em Python para aplicação de versões totalmente automatizadas do SEBAL a imagens Landsat, desenvolvida o com o intuito de analisar os componentes balanço de energia e ETr, o qual foi adaptado para regiões de Caatinga (Lima *et al.*, 2021).

O uso do SEBAL também se mostra eficiente na análise das mudanças de uso e cobertura do semiárido, como meio de compreender de que forma a perda da cobertura vegetal e dos recursos hídricos contribui para condições de mudanças no microclima local e déficit hídrico (Silva, J. *et al.*, 2020). Além disso, apresenta potencial para detectar a existência de áreas degradadas ou em processo de degradação (Moreira *et al.*, 2010).

Sendo fundamental monitorar as áreas do Bioma Caatinga, frente a tendência significativo aumento das áreas agrícolas, o que resulta na diminuição progressiva dessa dos ecossistemas e do ciclo hídrico dessa região que compõe o Brasil (Jardim *et al.*, 2022).

### **3.3.2 Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop)**

O Balanço Energético de Superfície Simplificado Operacional (SSEBop) pode ser considerado um dos modelos de balanço energético de superfície mais simples para estimativas de evapotranspiração (ET) em larga escala. Nesse sentido, alguns componentes da equação de

balanço de energia de superfície, como radiação líquida, calor sensível e fluxos de calor do solo, não precisam ser resolvidos pelo SSEBop, uma vez que esse modelo resolve apenas o fluxo de calor latente (Senay, 2018).

Nessa perspectiva, o modelo de balanço energético SSEBop faz a utilização da temperatura da superfície terrestre e combina com informações meteorológicas para calcular a evapotranspiração. Por conta de suas funcionalidades e possibilidades, torna-se maleável para diferentes regiões, podendo ser aplicado em regiões áridas e também em regiões agrícolas. A aplicação do modelo está ligada diretamente com técnicas do sensoriamento remoto, utilizando dados adquiridos por meio dessa ferramenta para realizar as análises, que podem estimar mais precisamente a evapotranspiração real (Savoca *et al.*, 2013).

Nesse sentido, vale ressaltar que a evapotranspiração desempenha um papel fundamental para a dinâmica do ciclo da água. Desse modo, sendo relevante para realizar o monitoramento de sistemas hídricos, ambientais e agrícolas, possibilitando a verificação da quantidade de troca de energia e umidade entre a superfície da terra e a atmosfera (Senay *et al.*, 2013).

Nesse contexto, Senay *et al.* (2007) desenvolveram e implementaram um modelo de Balanço Energético de Superfície Simplificado (SSEB), visando monitorar e avaliar a umidade do solo e evapotranspiração em áreas agrícolas e em recursos hídricos. Posteriormente, Senay *et al.* (2013) propuseram ajustes ao modelo do SSEB, com uma nova parametrização, sendo o *Operational Simplified Surface Energy Balance* (SSEBop), implementado com o intuito de reduzir a probabilidade de erros, que eram mais propícios de ocorrer em modelos anteriores.

O SSEBop se difere dos outros modelos na definição dos valores de referência para os pixels quentes e frios. Nesse modelo, a referência fria é estimada pela temperatura do ar em uma área específica, enquanto a referência quente é obtida ao adicionar uma diferença de temperatura, denominada dT, ao valor da referência fria (Senay *et al.*, 2013).

Segundo a Agência Nacional de Águas (ANA, 2020), para realizar a estimativa da evapotranspiração real, o SSEBop faz a utilização de uma versão simplificada do balanço de energia. Chen *et al.* (2016) destacam que o modelo do SSEBop pode ser apresentado a partir de algumas equações matemáticas, como pode ser observado abaixo:

$$ET_a = \left(1 + \frac{c \times T_a - T_s}{dT}\right) \times K_{max} \times ET_o$$

$$dT = \frac{\{R_{ns}(\alpha, R_s(R_a, z)) - R_{nl}(T_{min}, T_{max})\} \times r_{ah}}{P_a(T_a, z) \times C_p}$$

$$ET_f = \frac{T_h - T_s}{T_h - T_c}$$

$$T_c = c \times T_a$$

$$T_h = T_c + dT$$

Sendo os símbolos das variáveis e seus respectivos significados apresentados a seguir, conforme o Quadro 1.

**Quadro 1.** Variáveis do modelo SSEBop

Símbolos	Variáveis
ET <sub>a</sub>	Evapotranspiração real
ET <sub>o</sub>	Evapotranspiração de referência de grama
T <sub>a</sub>	Temperatura do ar
T <sub>s</sub>	Temperatura da superfície
C	Coefficiente de correção de temperatura
K <sub>max</sub>	Escalar de evapotranspiração máxima
T <sub>c</sub>	Temperatura fria (ou seja, H = 0)
T <sub>h</sub>	Temperatura alta (ou seja, LE = 0)
dT	Diferença de temperatura (ou seja, T <sub>h</sub> - T <sub>c</sub> )
T <sub>max</sub>	Temperatura máxima diária
T <sub>min</sub>	Temperatura mínima diária
R <sub>ns</sub>	Radiação líquida de ondas curtas em céu limpo
R <sub>nl</sub>	Radiação de onda longa líquida de céu limpo
$\alpha$	Albedo
R <sub>s</sub>	Radiação solar
r <sub>ah</sub>	Resistência aerodinâmica à transferência de calor
P <sub>a</sub>	Densidade do ar
C <sub>p</sub>	Calor específico a pressão constante
Z	Elevação

Fonte: adaptado de Chen *et al.* (2016)

Como forma de automação de dados de evapotranspiração real, a partir do modelo apresentado, houve uma parceria entre a Agência Nacional de Águas com o *United States Geological Survey* – USGS, desde o ano de 2015, com o intuito de implementar o modelo do SSEBop no Brasil. Realizando todas as modificações necessárias, para que o *Operational Simplified Surface Energy Balance* se adequasse a realidade morfoclimática brasileira. Com

isso, foi possível a implantação do modelo SSEBop BR, que é uma adaptação do modelo do SSEBop (ANA, 2020).

O aplicativo SSEBop BR é hospedado na plataforma *Google Earth Engine* (GEE). Possibilita gerar dados de evapotranspiração para todas as regiões do Brasil, que são recursos essenciais para a gestão hídrica. Essa aplicação é capaz de fornecer a dados de evapotranspiração real, facilitando o processo de visualização e extração de dados de maneira simples, sem a necessidade de adquirir imagens de satélite (Silva, Magnoni; Manzione, 2021).

O aplicativo faz uso de cenas dos satélites Landsat 5, 7 e 8, gerando dados para as regiões brasileiras, os quais podem ser acessados desde 1984 até a atualidade. Ainda que o aplicativo seja sensível à cobertura de nuvens, podendo passar por problemas nas análises, e também por ter limitações temporais, o modelo é capaz de exibir resultados significativos com precisão, acerca das variações espaciais e temporais da evapotranspiração (ANA, 2020).

### 3.4 GEOTECNOLOGIAS

As geotecnologias têm contribuído na análise e caracterização ambiental. Sua utilização proporciona aos usuários o conhecimento de situações passadas e atuais, além de permitir a simulação de cenários futuros. Atualmente, a sua ampla utilização pode ser explicada pela contribuição significativa à obtenção de informações sobre as áreas de interesse de forma eficaz e rápida, além de suprir a necessidade inerente ao conhecimento da superfície terrestre (Mendes, 2019).

Os produtos oriundos dessas tecnologias, como imagens de satélite, mapas digitais, fotografias aéreas, perfis 3D, *geodatabases*, estatísticas espaciais e ferramentas, métodos e dados relacionados eram amplamente utilizados por profissionais de SIG (sistemas de informações geográficas) e campos científicos, mas, hoje, podem ser acessados por diferentes dispositivos, plataformas, públicos e lugares, como laboratórios de pesquisa e salas de aula. O advento das geotecnologias oferece inúmeras oportunidades para analisar diversos fenômenos – da distribuição populacional aos biomas – de escalas locais a global, ao longo de muitos períodos (Kerski, 2015).

As geotecnologias se enquadram em uma vertente mais ampla, o geoprocessamento, o qual por meio dessas tecnologias, possibilita a manipulação, análise, simulação de modelagens e a visualização de dados georreferenciados (Firtz, 2008). Os elementos que as compõem, formados pelo *hardware*, *software* e o *peopleware*, são atributos elementares e de grande

importância para a sua caracterização. Esses três elementos destacam-se da seguinte forma (Zucherato; Rodrigues; Viegas, 2021):

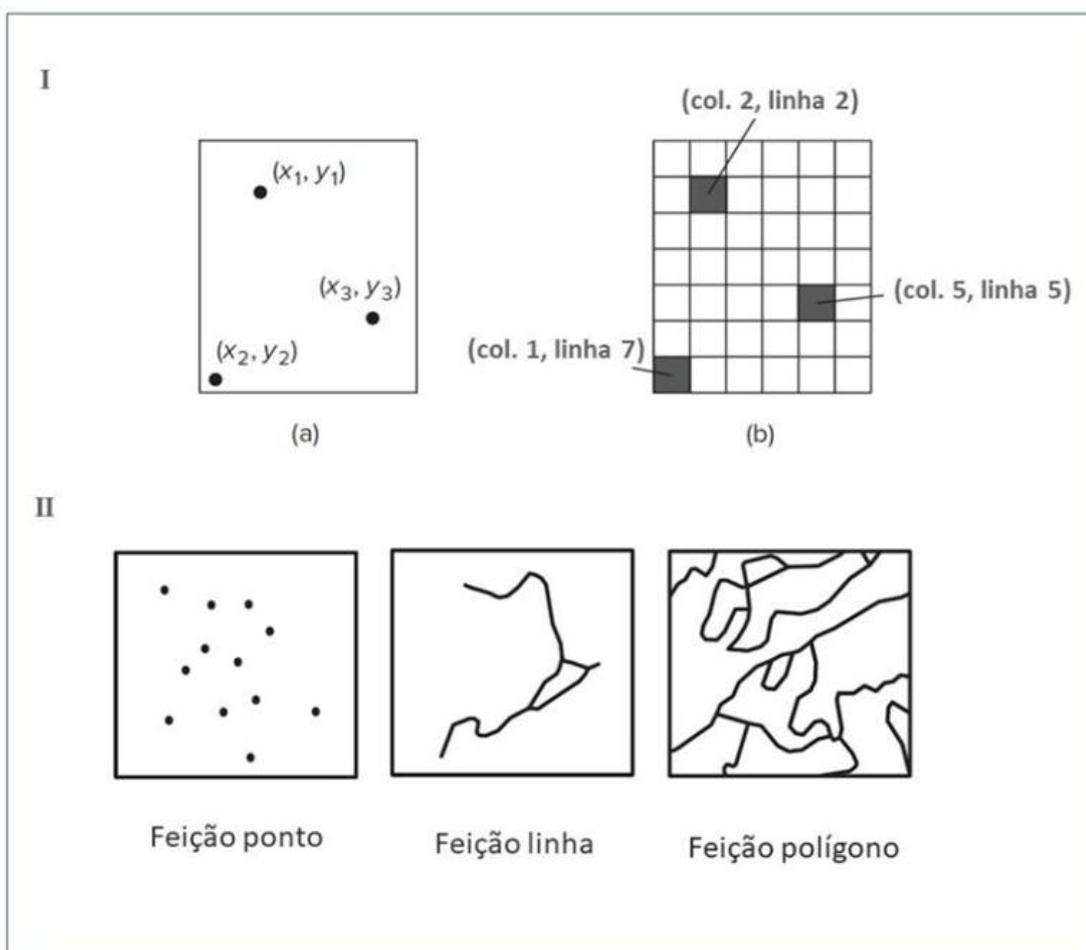
- a) *Hardware*: destaca-se pela necessidade da utilização de equipamentos, os componentes físicos para o estabelecimento das operações necessárias ao seu desenvolvimento;
- b) *Software*: conjunto de programas e algoritmos inseridos dentro do *hardware* que possibilitam o processamento dos dados pretendidos na análise dos estudos a serem conduzidos e;
- c) *Peopleware*: a necessidade da operacionalização humana dos sistemas anteriores pautadas no treinamento técnico de operação bem como na tomada de decisões para a aferição de seus resultados, sem a qual as aplicações em geotecnologias não podem ser realizadas.

A representação das geotecnologias pode ser realizada por meio da cartografia digital, pelo uso de equipamentos baseados em sistemas globais de navegação por satélite (GNSS), por aplicativos disponíveis na web, e pelo uso de informações oriundas de sensoriamento remoto integradas a SIG (Rosa, 2011). No presente estudo, as duas últimas abordagens serão exploradas com mais detalhes, pois foram aplicadas na pesquisa em foco.

O SIG pode ser definido como uma estrutura onde um conjunto de pessoas interagem com técnicas e métodos que se operacionalizam através de rotinas e ferramentas programadas em *softwares* diversos, que ganham funcionalidade através de equipamentos e *hardwares*, no intuito de coletar, armazenar, editar e processar dados, principalmente, georreferenciados; afim de gerar novos dados e/ou informações, visando a possibilidade de planejar e monitorar questões ligadas ao espaço físico geográfico através dos produtos gerados pelo sistema (Zaidan, 2017).

Como as tecnologias de informação, um SIG requer os seguintes componentes que incluem: o sistema computacional (*hardware* e sistema operativo ou operacional), o *software*, dados espaciais, gestão de dados e procedimentos de análise e os indivíduos, responsáveis pela operação do SIG (Heywood; Cornelius; Carver, 2006).

Os dados geoespaciais usados nesse sistema podem ser do tipo vetorial ou *raster* (Figura 2). O modelo de dados vetoriais usa pontos, linhas e polígonos para representar feições espaciais com uma localização e limites espaciais claros, como riachos, parcelas de terra e povoamentos de vegetação. Essas geometrias podem ser representadas por um par (ponto) ou um conjunto de coordenadas (linha e polígono) (Chang, 2018; Rinos; Kaleel, 2012).



**Figura 2.** I – O modelo de dados vetoriais usa coordenadas x, y para representar feições de ponto (a), e o modelo de dados *raster* usa células em uma grade para representar feições de ponto (b). II – Feições de ponto, linha e polígono.

Fonte: Adaptado de Chang (2018).

Já os dados em formato *raster* consistem em arranjos de células organizadas em linhas e colunas, assim, formando uma grade. A posição na matriz (coordenadas x e y) define a localização única de cada célula, que, por sua vez, possui um valor associado que corresponde a seu atributo (Rosot; Rosot; Garrastazu 2013).

Quanto a obtenção desses dados, os mesmos podem ser adquiridos em diferentes sites com banco de dados geoespaciais, os quais fornecem bases de informações a serem manuseadas em *softwares* de geotecnologias. Alguns exemplos de plataformas que suprem essa necessidade, sendo algumas das mais usadas, são: Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE; Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE; United States Geological Survey – USGS; Agência Nacional de Águas – ANA; e Instituto Nacional de Meteorologia – INMET (Souza; Cunha, 2020).

### 3.5 SENSORIAMENTO REMOTO

Dentre as geotecnologias, o sensoriamento remoto se destaca como uma das principais fontes geradoras de informações, alimentando bancos de dados geográficos integrados em um SIG, especialmente para análises da fragilidade dos ambientes naturais e antropizados (Bacani *et al.*, 2015).

O sensoriamento remoto pode ser compreendido como a combinação entre arte e ciência para obtenção de informações sobre objetos ou fenômenos, sem que haja contato físico direto com eles. Essa tecnologia é amplamente utilizada para monitorar atributos biofísicos e atividades humanas na superfície terrestre (Jensen, 2009). Por meio dessa ferramenta, são captadas as energias refletidas ou emitidas pelos diferentes alvos a partir de sistemas sensores. Posteriormente, os dados espectrais são registrados por esses dispositivos, que podem estar instalados em plataformas terrestres, aéreas (balões e aviões) e orbitais (satélites artificiais) (Giometti; Pancher, 2012).

Os sensores podem ser qualificados em diferentes tipos. Em função da fonte de energia podem ser passivos ou ativos. Os sensores passivos detectam a radiação natural emitida pelo objeto que está sendo visualizado ou a radiação refletida pelo objeto de uma fonte diferente do instrumento, como a luz solar. Incluem o espectrorradiômetro e radiômetro. Já os sensores ativos fornecem sua própria radiação eletromagnética para iluminar a cena que observam. Um exemplo desse tipo de sensor é o Radar (*Radio Detection and Ranging*) (Liang; Wang, 2020).

Com relação ao produto final gerado, os sensores se qualificam em imageadores, que geram imagens na forma de uma matriz de números digitais, cada qual associado a um pixel. Já os sensores não imageadores, podem ser representados por radiômetros, que medem a radiância de um alvo e apresentam os dados em forma numérica, ou por espectrorradiômetros, que medem a radiância em diferentes bandas do espectro e apresenta os resultados em forma de tabela numérica ou de gráfico, em função do comprimento de onda ou da frequência da radiação (Tôsto *et al.*, 2014).

Os produtos do tipo dado *raster* terão suas resoluções (espacial, espectral, radiométrica e temporal) determinadas a partir das características da plataforma e do sensor geradores do *raster*. Devido ao número de programas de observação terrestre, a escolha dos dados é uma das etapas importantes em uma pesquisa, cabendo ao usuário reconhecer as limitações e as oportunidades de cada conjunto de dados em função das suas resoluções (Barbosa; Novo; Martins, 2019).

Assim, as resoluções dos satélites podem se classificar em (Paranhos Filho *et al.*, 2021):

- Espectral - Refere-se ao intervalo do espectro eletromagnético amostrado;
- Espacial - É o tamanho que o pixel da imagem representa sobre o solo;
- Radiométrica - Representa quantidade de níveis de informação presente na imagem; e
- Temporal - Tempo necessário para que o satélite obtenha uma nova imagem do mesmo ponto da superfície terrestre.

Atualmente, existem muitos os sistemas sensores orbitais em operação, voltados para o estudo dos recursos naturais da superfície terrestre, os quais apresentam diferentes resoluções. Como exemplos de satélites multiespectrais, destacam-se o Terra/MODIS, Landsat 8, SPOT 6, WorldView-2 e os Pléiades 1A e 1B (Borges; Pachêco; Santos, 2015).

O tipo, quantidade e o detalhamento das informações terrestres, oriundas dos satélites, irão depender da resolução dos diferentes sistemas sensores, bem como da escala e resolução dos dados originais, além da escala de compilação e da escala final de apresentação. Assim, a escolha da imagem e da metodologia, para análise de um fenômeno terrestre, irá depender dos objetivos que se pretende alcançar e das características da região estudada (Abreu; Coutinho, 2014).

O sensoriamento remoto, devido a sua diversidade de recursos, provou ser uma fonte de dados relevante para o monitoramento e análise periódica das mudanças sobre a superfície terrestre ao longo do tempo. Esta ferramenta pode detectar mudanças ambientais com precisão e facilitar a compreensão das interações do ser humano com a natureza (Asokan; Anitha, 2019).

A sua aplicação se mostra exitosa nos diferentes estudos como uso e cobertura da terra (Carranza-García; García-Gutiérrez; Riquelme, 2019) fisiologia vegetal, como as relações planta-água sob condições limitadas de água (Damm *et al.*, 2022), obtenção dados evapotranspiração em área florestais (Douna *et al.*, 2021), mapeamento de tipos de solo (Duan *et al.*, 2022) e ecologia da paisagem (Wu *et al.*, 2021).

Além disso, o sensoriamento remoto se mostra uma ferramenta que tem desempenhado um papel relevante no desenvolvimento do SIG, tanto como fonte de tecnologia quanto como fonte de dados. Ao haver a integração dessas tecnologias com modelagem, é possível gerar uma ampla gama de aplicações em agricultura, geologia, gestão de desastres naturais, hidrologia, monitoramento climático, planejamento de negócios e serviços, governo, logística e transporte e gestão ambiental (Jasrotia; Kumar; Singh, 2016; Opolot, 2013).

### 3.5.1 Dados de Sensoriamento Remoto

#### 3.5.1.1 Landsat

O primeiro Landsat foi colocado em órbita em 23 de julho de 1972, seguido por uma série de missões que forneceram uma relevante cobertura quase contínua de imagens das áreas terrestres (Goward *et al.*, 2021).

Os 50 anos do programa em 2022, resultaram em uma ampla diversidade de contribuições científicas e programáticas. Essas contribuições vão desde mudanças inovadoras para a distribuição gratuita de dados de média resolução, inovações no gerenciamento de dados, reprocessamento de média resolução e fornecimento de dados de grau científico calibrados de forma robusta. Os dados do Landsat documentaram décadas de atividade antrópica na superfície da Terra, permitindo a quantificação dos impactos, ao mesmo tempo em que fornecem as informações necessárias para compreender as consequências a longo prazo e melhorar a gestão (Wulder *et al.*, 2022).

Destacando-se, nesse contexto, o Landsat 5, sensores *Multispectral Scanner* (MSS) e *Thematic Mapper* (TM), sendo até hoje o satélite de observação da Terra com o tempo de operação contínua. Lançado em 1º de março de 1984, foi o único satélite da série ativo ao longo das décadas de 1980, 1990 e 2000, tendo sua última cena adquirida em 6 de janeiro de 2013 (Belward; Skøien, 2015).

Em 11 de fevereiro de 2013, foi lançado com sucesso o Landsat 8, equipado com os sensores *Operational Land Imager* (OLI) e *Thermal Infrared Sensor* (TIRS). Este satélite da série Landsat trouxe avanços significativos em termos de resolução radiométrica e sensibilidade espectral, oferecendo aos pesquisadores uma visão mais nítida da superfície terrestre e a capacidade de ajustar distorções atmosféricas, especialmente em áreas costeiras (Acharya; Yang, 2015).

A continuidade da missão foi garantida com o lançamento do Landsat 9, concebido como uma versão aprimorada do Landsat 8. Embora mantenha a mesma arquitetura básica, o novo satélite incorporou melhorias importantes, como o sensor OLI-2 com melhor desempenho radiométrico e o TIRS-2 com maior vida útil, maior confiabilidade e redução significativa de interferência por luz difusa (*stray light*). Além disso, o Landsat 9 passou a transmitir dados com 14 bits de resolução, aumentando a sensibilidade para alvos escuros, como águas costeiras (Masek *et al.*, 2020).

Enfatizando os satélites Landsat 5 e 8, que foram os fornecedores das imagens multiespectrais desta pesquisa, abaixo serão apresentados os seus parâmetros orbitais e resoluções (Tabelas 1 e 2).

**Tabela 1.** Informações básicas sobre os satélites Landsat 8 e Landsat 5

Características	Satélite/Sensor	
	Landsat 8 OLI/TIRS	Landsat 5 TM / MSS
Situação Atual	Ativo	Inativo
Lançamento	2013	1984
Inclinação	98.2°	98.2°
Altitude	705 km	705 km
Tempo de Duração da Órbita	99 min	99 min
Horário de passagem	10:00 am ( $\pm$ 15 min)	9:45 am ( $\pm$ 15 min)
Período de Revisita	16 dias	16 dias
Resolução radiométrica	12 bits	8 bits

**Legenda:** OLI/TIRS: sensor Operational Land Imager / Thermal Infrared Sensor; TM / MSS: sensor Thematic Mapper / Multispectral Scanner

**Fonte:** Adaptado de Markham *et al.* (2018)

**Tabela 2.** Características espectrais dos satélites Landsat 8 e Landsat 5

Designações da banda	(As bandas apresentam resoluções de 30 metros, exceto quando indicado)	
	Banda / Comprimento da onda	
	Landsat 8 OLI/TIRS	Landsat 5 TM / MSS
Aerosol e costal	Banda 1 / 0,43-0,45	--
Azul	Banda 2 / 0,45-0,51	Banda 1 / 0,45-0,52
Verde	Banda 3 / 0,53-0,59	Banda 2 / 0,52-0,60
Pancromática	Banda 8* / 0,50-0,68	--
Vermelho	Banda 4 / 0,64-0,67	Banda 3 / 0,63-0,69
Infravermelho próximo	Banda 5 / 0,85-0,88	Banda 4 / 0,76-0,90
Cirrus	Band 9 / 1,36-1,38	--
Infravermelho de ondas Curtas – 1	Banda 6 / 1,57-1,65	Banda 5 / 1,55-1,75
Infravermelho de ondas Curtas - 2	Banda 7 / 2,11-2,29	Banda 7 / 2,08-2,35
Termal	Banda 10 T1 / 10,60-11,19	Banda 6 T2 / 10,40-12,50
Termal	Banda 11 T1 / 11,50-12,51	--

**Legenda:** OLI/TIRS: sensor Operational Land Imager / Thermal Infrared Sensor; TM / MSS: sensor Thematic Mapper / Multispectral Scanner; \*\*15 metros (panorâmica); "--" - Não aplicável; \*15 metros (panorâmica); T1 = Termal (adquirida com 100 metros, reamostrada para 30 metros); T2 = Termal (adquirida com 120 metros, reamostrada para 30 metros).

**Fonte:** Adaptado de USGS (2015).

As missões do satélite Landsat são uma excelente escolha para a realização de pesquisas, dentre os vários programas de observação da Terra, pois oferecem uma ampla disponibilidade de dados gratuitos, com resoluções que variam de moderada a alta, além de proporcionar uma

cobertura global contínua longa (desde 1972), sendo muito relevante para análises de uso e cobertura da terra ao longo do tempo (Alam; Bhat; Maheen, 2020).

Particularmente, à medida que mais dados no nível das séries Landsat são disponibilizados gratuitamente, é natural considerar a adoção desses dados, com suas respectivas resoluções, para fins de mapeamento global da cobertura da terra (Gong *et al.*, 2013). Além disso, os dois dos seus usos mais comuns é para estimar a cobertura florestal e detecção e quantificação da mudança da cobertura florestal, principalmente, em escalas relativamente locais (Townshend *et al.*, 2012).

O dados da série Landsat são relevantes para modelos de balanço de energia à superfície (SEB) baseados em sensoriamento remoto, pois os sensores desse satélite possuem as resoluções espaciais, espectrais e radiométricas válidas à estimava da evapotranspiração e dos vários parâmetros da superfície terrestre, incluindo albedo da superfície, índice de vegetação de diferença normalizada (NDVI), temperatura da superfície e parâmetros de balanço de energia a partir dos valores de radiância (Hong; Hendrickx; Borchers, 2009).

A alta resolução espacial e o longo período de registro do Landsat oferecem uma oportunidade única para o desenvolvimento de estimativas de séries temporais de conjuntos de dados ET globais em escalas de campo e para monitorar as condições da vegetação. Também fornecem as medições espaço-temporais mais consistentes e contínuas das bandas necessárias para calcular o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na resolução de 30 m e a temperatura da superfície terrestre (Ts), em uma resolução moderadamente alta, a partir das bandas térmicas (100 m para a faixa térmica no Landsat 8 e 120 m para o Landsat 5) (Jaafar; Ahmad, 2020).

### 3.5.1.2 *Light Detection and Ranging* (LiDAR) e o projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D)

A tecnologia *Light Detection and Ranging* (LiDAR), podendo ser traduzida como Detecção e Medição por Luz, é um método de levantamento de informações, sobre uma área ou objeto, que surgiu após o desenvolvimento do RADAR (*Radio Detection And Ranging*). (Kim *et al.*, 2021). É caracterizado como um sistema ativo e seu princípio consiste em emitir um pulso de laser que interage com um objeto na superfície terrestre e, posteriormente, retorna ao sensor em um determinado intervalo de tempo (Oliveira *et al.*, 2021a).

Os componentes funcionais desse sistema incluem um scanner a laser, um Sistema de Posicionamento Global (GPS), com um relógio de alta precisão associado, e um sistema de navegação inercial (INS), podendo estar acoplado a aeronaves. O scanner a laser transmite

breves pulsos de laser para a superfície, cerca de 300.000 por segundo, por meio dos quais são calculadas as distâncias dos objetos-alvo, a partir do intervalo temporal entre a emissão e a detecção do feixe laser, que se propaga à velocidade da luz. O resultado da medição é uma nuvem de pontos 3D altamente precisa, onde as coordenadas dos pontos são fornecidas em um sistema de coordenadas local ou global (Benedek *et al.*, 2021; Campbell; Wynne; Thomas, 2022).

Os sensores LiDAR podem utilizar feixes de laser fino nos diferentes comprimentos de onda (ultravioleta, visível ou infravermelho), para estimar, com alta resolução, a distância, de diferentes alvos. Assim, é possível obter informações de uma gama de materiais, incluindo objetos metálicos e não metálicos, rochas, vegetação, chuva, nuvens, dentre outros, com a exceção de materiais de alta refletividade especular (Horaud *et al.*, 2016).

A resolução dos dados da nuvem, a partir dos quais os modelos 3D são construídos, depende das especificações do instrumento, como ângulo de varredura e frequência de rotação do espelho e da distância entre o sensor e o alvo. Quanto mais próximo o sensor estiver do objeto, maior será a densidade da nuvem de pontos e maior será a resolução dos dados LiDAR. No entanto, quanto menor for a distância, a área coberta pela varredura do laser será reduzida (Davies; Asner, 2014).

Os diferentes tipos de sistemas LiDAR podem ser categorizados de acordo com os seguintes critérios: Aplicação - Atmosférica, de mapeamento, batimétrica ou de navegação; Técnica para determinação de distâncias - tempo de voo, triangulação ou diferença de fase; Princípio de detecção do alvo - Dispersão, fluorescência ou reflexão; Plataforma - baseados em terra, móveis terrestres, aéreos, espaciais, marinhos ou submarinos (Diaz *et al.*, 2017).

O uso desse sistema vem demonstrando uma excelente capacidade para a aquisição de uma grande quantidade de informações, em pequeno intervalo de tempo (Giongo *et al.*, 2010), sendo caracterizado como uma das tecnologias de detecção mais amplamente utilizadas em várias aplicações de análise geodésica, incluindo percepção, mapeamento e localização (Benedek *et al.*, 2021). Assim, é comumente utilizada em levantamento topográfico, mapeamento de características antropogênicas, áreas com risco de inundação, arqueologia, silvicultura, resiliência costeira, agricultura e batimetria (Campbell; Wynne; Thomas, 2022).

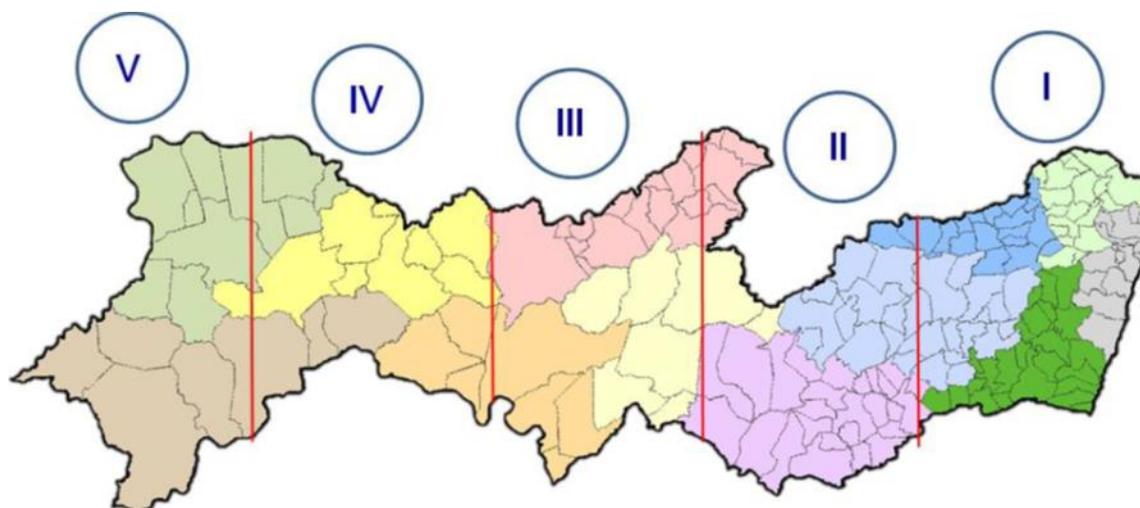
Dentre os dados principais produzidos pelo LIDAR, destacam-se aqueles relacionados com a topografia, como: Modelos Digitais do Terreno (MDTs), representam a elevação de terrenos livres de objetos; Modelos Digitais de Superfície (MDSs) que descrevem a elevação do terreno incluindo todos os objetos presentes na superfície; e Modelos Digitais de Altura

(MDAs), descrevem a altura de todos os objetos, com os pontos da nuvem referentes ao solo normalizados para zero (Oliveira *et al.*, 2021a).

Nessa perspectiva, destaca-se o projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D), elaborado pelo governo do Estado de Pernambuco, entre março de 2014 e dezembro de 2017, com o objetivo de gerar um levantamento fotogramétrico e perfilamento a laser de todo o território do Estado (98.146 km<sup>2</sup>), assim, tendo-se uma base de apoio às ações de gestão territorial (Amaral; Cirilo; Ribeiro Neto, 2020; Silva, R. *et al.*, 2020).

O projeto foi originário, inicialmente, da necessidade de dados altimétricos para formulação de projetos de barragens para controle de cheias nos municípios da Mata Sul de Pernambuco. Posteriormente, o mapeamento foi estendido para todo o território do estado, devido à inclusão desta execução como meta no Programa de Sustentabilidade Hídrica de Pernambuco, PSHPE (Nishiwaki *et al.*, 2021).

Os dados do PE3D foram adquiridos a partir do perfilamento a laser pela tecnologia lidar, por sensores e câmeras instalados em oito aviões, operados pelas empresas contratadas para o serviço. O estado foi subdividido em 12.962 folhas articuladas. Essas, por sua vez, foram agrupadas em cinco blocos (Figura 3) (Cirilo *et al.*, 2014; Cirilo *et al.*, 2015).



**Figura 3.** Divisão do Estado de Pernambuco em 5 blocos de mapeamento.

Fonte: Cirilo *et al.* (2015).

O PE3D oferece recobrimento um aerofotogramétrico e perfilamento a laser em dois níveis de precisão. O primeiro abrange todo o território de Pernambuco com ortofotos na escala 1:5.000, perfilamento a laser com precisão altimétrica melhor que 25 cm, além da geração de Modelos Digitais de Terreno (MDT), Modelos Digitais de Elevação (MDE) e imagens de

Intensidade Hipsométrica. O segundo engloba 870 km<sup>2</sup> em 26 municípios, com ortofotos na escala 1:1.000, perfilamento a laser com precisão altimétrica melhor que 10 cm e geração dos mesmos modelos e imagens mencionados anteriormente (PE3D, 2023).

Os produtos fornecidos são referenciados no Sistema de Coordenadas Projetadas UTM SIRGAS 2000, nos fusos 24S ou 25S, com as resoluções variando conforme as escalas (Tabela 3). Os arquivos são disponibilizados nos formatos ASCII xyzi e xyz e GeoTIFF, conforme especificado abaixo (PE3D, 2023):

- MDE em ASCII (xyzi): Com coordenadas e intensidade do pulso laser refletido, incluindo elevações como vegetação, edifícios e pontes;
- MDT em ASCII (xyz): Lista coordenadas do terreno desconsiderando os elementos acima do solo;
- MDT e MDE em RASTER: Resolução de 1m em GeoTIFF com arquivo TFW;
- ORTOFOTOS: Digitais articuladas e disponibilizadas em formato GeoTIFF; e
- MDE COMPOSIÇÃO: Combina informações hipsométricas e intensidade do laser, em GeoTIFF de 1m de resolução, acompanhado de uma escala hipsométrica em PNG.

Vale salientar que o Modelo Digital de Elevação (MDE), nesse projeto, possui as mesmas características e funções do Modelo Digital de Superfície, quanto as representações dos objetos acima do solo.

**Tabela 3.** Resolução Espacial e Radiométrica dos Produtos do PE3D na Escala 1:5000 e 1:1000

PRODUTO	ESCALA	RESOLUÇÃO ESPACIAL	RESOLUÇÃO RADIOMÉTRICA
ORTOFOTO	1:5000	50 cm	8 Bits
	1:1000	12 cm	8 Bits
MDE ASCII	1:5000	-	-
	1:1000	-	-
MDE RASTER	1:5000	1 m	32 Bits
	1:1000	50 cm	32 Bits
MDT ASCII	1:5000	-	-
	1:1000	-	-
MDT RASTER	1:5000	1 m	32 Bits
	1:1000	50 cm	32 Bits
COMPOSIÇÃO	1:5000	1 m	8 Bits
	1:1000	50 cm	8 Bits

Fonte: Adaptado de PE3D (2023).

Por abranger todo o território pernambucano (98.146 km<sup>2</sup>), este projeto vem se mostrando benéfico às análises e geração de dados cartográficos, sendo um contribuinte na articulação e atualização de propostas de ação para o desenvolvimento sustentável e preservação dos recursos naturais no estado, como os recursos hídricos (Silva, R. *et al.*, 2020; Silva; Miranda; Candeias, 2022).

Também sendo relevante no mapeamento do ambiente urbano, para auxílio à tomada de decisões no território (Gomes; Candeias; 2022), tanto na previsão e controle de inundações, como no planejamento da ocupação do território e implantação de infraestruturas com muito mais rapidez, economia e sustentabilidade (Cirilo *et al.*, 2014).

### **3.5.2 Índices de Vegetação**

Os Índices de Vegetação são expressões matemáticas derivadas de transformações lineares entre bandas espectrais, especialmente aquelas situadas nas faixas do infravermelho próximo (IVP) e vermelho (V), do espectro eletromagnético (Epiphanyo *et al.*, 1986). Essas duas faixas apresentam um comportamento inverso em relação à reflectância da vegetação: quanto menor a reflectância na faixa do vermelho e maior na faixa do infravermelho próximo, mais vigorosa é a vegetação. Assim, quanto maior o contraste entre as duas bandas, maior será o índice de vegetação, permitindo identificar áreas com maior densidade ou saúde vegetal (Parise; Vettorazzi, 2005).

Complementarmente, os índices de vegetação podem ser obtidos por meio de operações matemáticas entre bandas espectrais, como somas, subtrações, multiplicações, divisões ou razões. A razão entre bandas (especialmente quando envolvem faixas com respostas espectrais inversas, como o vermelho e o infravermelho próximo) é uma das formas mais eficazes de evidenciar padrões de vegetação, por permitir destacar as diferenças de comportamento espectral entre alvos distintos (Santos; Peluzio; Saito, 2010).

Nessa perspectiva, os índices de vegetação têm por objetivo verificar e enfatizar o comportamento espectral da vegetação em relação ao solo, permitindo adquirir diversas informações sobre as características biofísicas (Silva *et al.*, 2019). Nesse contexto, os índices de vegetação foram desenvolvidos para que a partir de imagens de satélites seja possível extrair informações sobre a cobertura vegetal terrestre (Rokni; Musa, 2019).

O sensoriamento remoto, nesse contexto, destaca-se como uma ferramenta essencial para analisar a vegetação ao longo do tempo, sendo amplamente utilizado em estudos sobre

modificações ambientais, como processos de degradação (Barros; Farias; Marinho, 2020; Sousa; Moreira; Ciappina, 2022).

Atualmente, existem mais de cem tipos de índices de vegetação aplicados a diferentes objetivos (Xue; Su, 2017). Dentre os mais utilizados estão: o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), o Índice de Vegetação Aprimorado (EVI), o Índice de Área Foliar (LAI) e o Índice de Água por Diferença Normalizada (NDWI) (Silva *et al.*, 2019).

Dentre os índices de vegetação o NDVI é notório, sendo relevante em análises da saúde, densidade e cobertura da vegetação, no monitoramento de áreas, permitindo verificar as mudanças ocorridas com o tempo, e além de favorecer o acompanhamento do crescimento da vegetação seja em áreas agrícolas ou florestais (Barros; Farias; Marinho, 2020; Huang, 2021).

Nesse contexto, o NDVI foi proposto por Rouse *et al.* (1974), sendo calculado pela razão abaixo:

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$$

Onde: NIR é a reflectância na faixa do infravermelho próximo e RED é a reflectância na faixa do vermelho.

No entanto, apresenta limitações em ambientes com alta variação de brilho, como solo exposto, sombreado ou com diferentes teores de umidade e matéria orgânica, o que pode afetar sua acurácia (Parise; Vettorazzi, 2005). Apesar disso, o NDVI é amplamente empregado no monitoramento da vegetação em diversos biomas, como Caatinga (Silva Filho, 2020), Pampa e Cerrado (Trentin *et al.*, 2021), Mata Atlântica (Costa; Guasselli, 2017) e Amazônia (Santos *et al.*, 2024), além de ser utilizado para detectar áreas de desmatamento (Chaddad *et al.*, 2022; Trancoso; Sano; Meneses, 2015).

Para reduzir a influência do solo nos valores do NDVI, Huete (1988) propôs o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI), cuja fórmula é:

$$SAVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED + L)}$$

Onde: L é um fator de correção do brilho do solo, ajustável de acordo com a densidade da vegetação: L = 1 para vegetação esparsa, L = 0,5 para densidade intermediária e L = 0,25 para vegetação densa.

Ademais, o Índice de Vegetação Ajustado ao Solo (SAVI) pode ser aplicado aos diversos biomas brasileiros (Amorim *et al.*, 2019; Junior; Meneses; Pereira *et al.*, 2020; Sano, 2011). Sendo um bom contribuinte para o monitoramento da cobertura vegetal do semiárido da Caatinga, favorecendo as análises de alterações na vegetação em períodos úmidos ou secos (Silva *et al.*, 2019). Também é usado para avaliar as modificações no uso e ocupação do solo (Rodrigues *et al.*, 2022), como nas identificações de degradação na vegetação (Rêgo *et al.*, 2012).

O Índice de Vegetação Aprimorado (EVI), proposto por Huete *et al.* (1997), busca corrigir limitações do NDVI, principalmente em áreas de vegetação densa. Sua fórmula é:

$$EVI = G \times \frac{(NIR - RED)}{(NIR + C_1 \times RED - C_2 \times BLUE + L)}$$

Onde: G é um fator de ganho (geralmente 2.5), NIR é a reflectância no infravermelho próximo, RED é a reflectância no vermelho, BLUE é a reflectância no azul, C1 e C2 são coeficientes de correção atmosférica (geralmente 6 e 7.5, respectivamente) e L é um fator de correção de solo (geralmente 1).

Além disso, o EVI ajusta o sinal da vegetação em áreas com alta biomassa (Ponzoni, Shimabukuro; Kuplich, 2012). Dessa forma, tem sido também utilizado em diferentes biomas, como Amazônia e Cerrado (Petri; Galvão, 2019), Caatinga (Silva; Almeida; Silva, 2017) e Mata Atlântica (Godoy, 2023).

Já o Índice de Área Foliar (LAI), foi proposto por Watson (1947) no ano de 1947. Esse índice é uma medida que quantifica a densidade de folhas em uma determinada área, assim, informando sobre a quantidade de folhas por unidade de solo. Possibilitando também a verificação do processo de fotossíntese das plantas em uma área específica, além de proporcionar a análise de saúde e produtividade da vegetação. A fórmula do LAI é a seguinte:

$$LAI = \frac{\text{Área Foliar}}{\text{Área do Solo}}$$

Onde: área foliar é a soma das áreas de todas as folhas das plantas dividida pela área do solo, que é a área de solo ocupada pelas plantas.

O LAI é capaz de estimar a quantidade de folhas em uma área de terreno (Almeida *et al.*, 2015). Podendo ser aplicado em diversas áreas com diferentes características vegetais (Barbino *et al.*, 2023; Ferreira *et al.*, 2005; Galvêncio *et al.*, 2020; Klippel *et al.*, 2015; Silva, D. *et al.*, 2020).

Por fim, o NDWI proposto por Gao (1996) foi desenvolvido com o objetivo de monitorar o conteúdo de água líquida na vegetação a partir de dados de sensoriamento remoto. Sua fórmula se baseia na seguinte razão:

$$NDWI = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)}$$

Onde: NIR é a banda do infravermelho próximo e SWIR é a banda do infravermelho de ondas curtas.

Esse índice tem sido amplamente aplicado no monitoramento de recursos hídricos e da umidade da vegetação em diferentes biomas, como na Caatinga (Pereira *et al.*, 2020). Sua utilização abrange desde a detecção de estresse hídrico em plantas (Silva *et al.*, 2011) até a análise de mudanças na cobertura vegetal associadas a variações na precipitação (Albuquerque *et al.*, 2014). Além disso, o NDWI tem se mostrado eficiente para diferenciar áreas com vegetação mais densa, em razão do maior teor hídrico presente na cobertura (Pereira *et al.*, 2020).

### 3.6 PYTHON: VANTAGENS EM ANÁLISES DE DADOS GEOESPACIAIS

A linguagem de programação Python foi criada no início dos anos de 1990, como sucessor de uma linguagem chamada ABC no Stichting Mathematisch Centrum (CWI) nos Países Baixos. O seu autor foi Guido van Rossum, o qual continua sendo o autor principal e responsável pelas supervisões do Python, embora haja muitas contribuições de diversos colaboradores (Rossum; Drake Junior, 2003).

É caracterizada como uma das linguagens de programação interpretadas mais populares, que por diversos motivos, históricos e culturais, desenvolveu uma comunidade grande e ativa de processamento científico e análise de dados. Assim, sendo assinalada como uma das

linguagens mais relevantes em ciência de dados, aprendizado de máquina (*machine learning*) e desenvolvimento de softwares em geral, no ambiente acadêmico e no mercado (Mckinney, 2018).

A linguagem de programação Python se tornou popular dentro da pesquisa científica, devido à sua sintaxe clara e concisa, bem como à grande variedade de bibliotecas e ferramentas disponíveis (Millman; Aivazis, 2011). Como uma linguagem de Programação Orientada a Objetos (OOP), o Python oferece conveniência e facilidade de uso na programação no estilo OOP (Nguyen, 2008).

O Python apresenta uma sintaxe mais poderosa e um conjunto mais completo de estruturas de dados em comparação com linguagens de baixo nível, como C ou FORTRAN. A linguagem roda virtualmente em todos os sistemas operacionais disponíveis. Além de seus recursos nativos, o Python se torna mais robusto a partir da sua ampla gama de bibliotecas, as quais permitem que sejam realizadas, praticamente, qualquer tipo de análise científica (Hörning; Haese, 2021).

Dentre as suas bibliotecas mais conhecidas para análise de dados temos as seguintes:

- NumPy: é a base do ecossistema científico do Python. Essa biblioteca emergiu em 2005 como a unificação dos recursos dos pacotes Numarray e desempenho de pequenas array do Numeric e sua rica API em C (Harris *et al.*, 2020). É um pacote complementar que traz aprimoramentos permitindo que o Python seja usado de forma construtiva na computação científica, oferecendo um desempenho próximo ao das linguagens compiladas, mas com a facilidade da linguagem Python (Stewart, 2017).

Essa biblioteca fornece um objeto de matriz multidimensional, objetos derivados, e uma variedade de rotinas para operações rápidas em matrizes, incluindo operações matemáticas, lógicas, manipulação de forma, ordenação, seleção, E/S (entrada/saída), transformadas de Fourier discretas, álgebra linear, operações estatísticas, simulação aleatória e outras funcionalidades similares (Numpy Community, 2022).

- Pandas: É uma ferramenta de análise e manipulação de dados de código aberto, rápida, poderosa, flexível e fácil de usar, desenvolvida na linguagem de programação Python. É usado para organização e análise de dados e fornece maneiras simples de limpar, manipular e transformar informações, assim, facilitando o processamento com grande volume de dados. As principais características do Pandas podem ser categorizadas como (Gholizadeh, 2022):

- Explorar e analisar dados de forma ágil;

- Ler vários formatos de arquivo; e
- Limpar e Manipular dados.

O Pandas disponibiliza estruturas de alto nível e funções cuidadosamente projetadas para acelerar e simplificar a manipulação de dados estruturados ou tabulares. Desde o seu surgimento em 2010, o Pandas desempenhou um papel fundamental ao estabelecer o Python como um ambiente eficaz e produtivo para análise de dados (Mckinney, 2018).

- **SciPy (*Scientific Python*):** Uma biblioteca Python gratuita e de código aberto amplamente usada em ciência de dados para cálculos de alto nível. É amplamente utilizado em cálculos científicos e técnicos, porque estende o NumPy e fornece muitas rotinas eficientes e amigáveis ao utilizador para cálculos científicos. Tem-se por principais características (Saabith; Vinothraj; Fareez, 2021):

- Coleção de algoritmos e funções construídas na extensão NumPy do Python;
- Comandos de alto nível para manipulação e visualização de dados;
- Processamento de imagens multidimensionais;
- Resolução de equações diferenciais;
- Transformada de Fourier;
- Algoritmos de otimização; e
- Álgebra linear.

Com o advento da era digital, a disponibilidade de grandes quantidades de dados, especialmente geoespaciais, tem crescido exponencialmente. Esses dados se destacam por oferecer uma ótica por meio da qual é possível compreender os fenômenos e características ambientais. Considerando a sua relevância, o Python favorece o seu processamento como uma ferramenta poderosa no campo dinâmico da análise de dados geoespaciais. Na era atual de tomada de decisão baseada em dados, integrar a análise de dados geoespaciais a essa linguagem de programação poderosa é essencial (Shanmugapriyaa *et al.*, 2024).

O Python se sobressai na análise de dados geoespaciais devido sua popularidade, sintaxe amigável. Tais características beneficiam os procedimentos de análise, que envolvem leitura e escrita, gerenciamento, processamento e visualização de dados. A disponibilidade de bibliotecas poderosas e vastas de código aberto, que se concentram em certas funções específicas úteis para análise geoespacial, permite a execução eficiente de tarefas complexas,

como processamento de imagens de satélite, modelagem espacial, e visualização avançada de dados georreferenciados, ampliando o alcance e a precisão das análises geoespaciais, como será exposto a seguir (Zhou *et al.*, 2021; Sunitha *et al.*, 2024).

Considerando o supracitado, algumas das bibliotecas mais notáveis para essa finalidade incluem:

- **GeoPandas:** é um projeto de código aberto para facilitar o trabalho com dados geoespaciais em python. Ele estende os tipos de dados usados por pandas para permitir operações espaciais em dados de geometrias, como pontos, linhas e polígonos (Jordahl, 2017).

As suas principais características são (Geopandas Developers, 2024):

- Possui duas estruturas principais, o **GeoDataFrame**, que pode armazenar colunas de geometria e executar operações espaciais e o **GeoSeries**, que manipula as geometrias;
  - Pode armazenar várias colunas com geometrias, permitindo uma maior flexibilidade diferente em comparação a alguns softwares GIS tradicionais; e
  - Cada **GeoSeries** pode conter qualquer tipo de geometria e pode estar em uma projeção diferente, permitindo que se tenha, por exemplo, várias versões (projeções diferentes) da mesma geometria.
- **GDAL (*Geospatial Data Abstraction Library*):** caracteriza-se como uma biblioteca que facilita a manipulação e tradução de dados geoespaciais, tanto em formatos raster quanto vetoriais, e é distribuída sob uma licença estilo MIT pela *Open Source Geospatial Foundation*. Essa biblioteca unifica o acesso a diferentes formatos de dados através de modelos de dados abstratos, tanto raster quanto vetorial, oferecidos consistentemente aos usuários. Também inclui uma gama de utilitários de linha de comando que são essenciais para a tradução e o processamento eficaz de dados (Warmerdam *et al.*, 2024). O GDAL se destaca como uma ferramenta que favorece os seguintes aspectos em análises de dados geoespaciais (Qin; Zhu, 2020):

- Alta compatibilidade com formatos de dados geoespaciais e Sistemas de Referência Espacial / Spatial Reference Systems (SRSs);
- Flexibilidade das interfaces de programação; e

- Elevada eficiência no processamento de grande volume de dados.
- Rasterio – Biblioteca Python originária do projeto de código aberto da Mapbox, que se baseia nas capacidades do GDAL e NumPy, com o fim de facilitar a manipulação e análise de dados geoespaciais do tipo *raster*. A biblioteca Python em questão foi projetada para facilitar a leitura e escrita da modalidade de arquivos raster citada, com ênfase particular na facilidade de uso. Além disso, o Rasterio se baseia em conceitos de Python, em vez de GIS (Crickard; Toms; Rees, 2018; Raza *et al.*, 2024).

Algumas de suas funcionalidades principais são (Gillies, 2024):

- Exploração das Propriedades do Arquivo Raster;
- Georreferenciamento e Localização Espacial;
- Acesso aos Dados de Imagens e Mapas;
- Indexação e Localização Espacial de Pixels;
- Criação e Escrita de Arquivos Raster; e
- Gerenciamento Automático de Arquivos.

O Python é cada vez mais utilizado em análise de dados e computação científica em geociências. Também proporciona uma gama excepcionalmente abrangente de módulos básicos e de terceiros, com ênfase notável no seu suporte à computação científica, que favorece a geração de diferentes bibliotecas para fins de processamento de dados geográficos, como: a biblioteca Python para simulação de Estatísticas de Múltiplos Pontos, chamada pyMPSLib, voltada para a geoestatística (Chen *et al.*, 2023); o Python Module for Surface Energy Balance Algorithm for Land (pySEBAL), o modelo foi desenvolvido pelo IHE-Delft Institute for Water Education para estimar a evapotranspiração (Sawadogo *et al.*, 2020); a biblioteca Museo ToolBox, dedicada ao processamento de dados matriciais georreferenciados, também conhecidos como *rasters* ou imagens em sensoriamento remoto (Karasiak, 2020).

Tradicionalmente, a análise geoespacial ou a modelagem de dados espaciais era um domínio de especialistas em Sistemas de Informações Geográficas (SIG), que utilizavam softwares e produtos de dados comerciais. Nos últimos anos, no entanto, observou-se o desenvolvimento de ferramentas de código aberto e serviços web gratuitos ou de baixo custo, que tornaram a análise geoespacial acessível e viável para o cidadão cientista não especialista. O uso do python em ambientes de software livre e de código, destaca-se na manipulação e modelagem de dados geoespaciais (Padgham *et al.*, 2019).

Muitos softwares SIG escolheram Python como linguagem principal para os usuários, como ArcGIS, Mapserver, QGIS, Saga-GIS, dentre outros, pelo fato de estar disponível em diversas plataformas e sua versatilidade. Um número crescente de softwares SIG usa a linguagem Python para fornecer uma interface de script poderosa. Uma interface python fácil de usar, mas robusta, pode ajudar a explorar com eficiência os recursos de um software SIG. Tal interface pode ser efetivamente usada para integrar diferentes ferramentas SIG, estatísticas, geoespaciais e linguagens de programação em um SIG para expandir suas capacidades gerais (Zambelli; Gebbert; Ciolli, 2013).

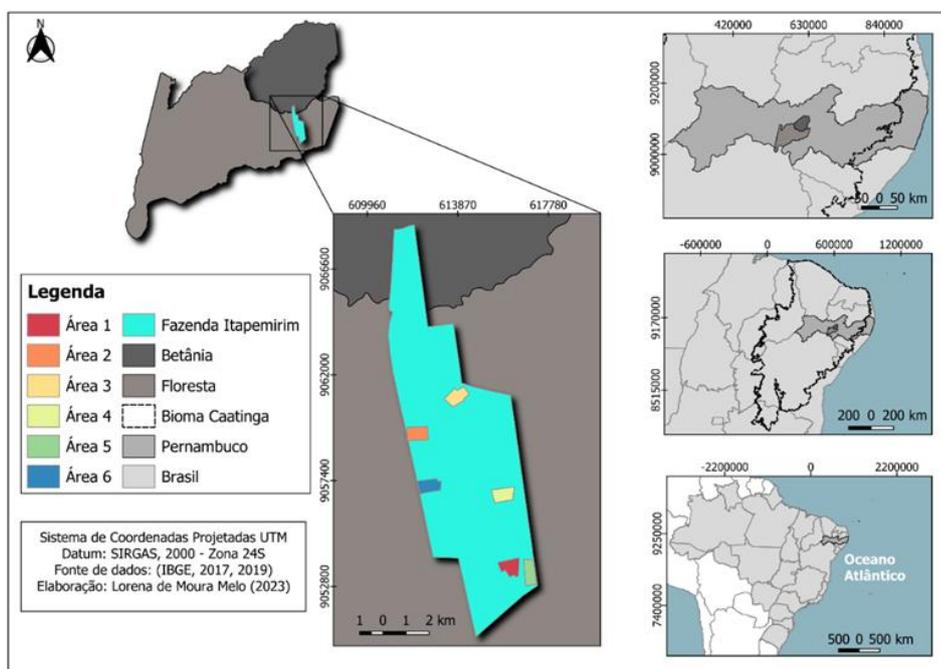
A associação da linguagem de programação python a bancos dados geoespacial, geodatabase, de estrutura SIG, contribuem à obtenção de soluções automatizadas para análise de dados. Assim, facilitando geração de diferentes de tipos de dados geoespaciais, como aqueles adquiridos por sensoriamento remoto, imagens de satélites, gestão de territórios e das suas características ambientais (Firmiano *et al.*, 2017; Silva Junior; Alcântara; Lira, 2019; LI *et al.*, 2020; Lemenkova, 2020).

Destaca-se em análises de geoprocessamento por suas vantagens significativas em lidar com o processamento e avaliação de grandes conjuntos de dados georreferenciados. Com a combinação adequada entre seus scripts e ferramentas oriundas dos mais variados softwares de Sistema de Informações Geográficas (SIG), pode-se automatizar eficientemente a geração rápida tanto dos mapas quanto das estatísticas necessárias, para análise em grandes escalas espaciais e temporais. A aplicação dessa linguagem de programação também pode levar à implementação de novos módulos, como multiprocessamento, threading, numba e outros. Tais abordagens podem acelerar significativamente o processamento de dados globais regionais ou locais de diferentes fenômenos naturais, como precipitação e secas (Wicher-Dysarz; Dysarz; Jaskuła, 2022).

## 4. MATERIAL E MÉTODOS

### 4.1 LOCALIZAÇÃO E DESCRIÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo está situada na fazenda Itapemirim, de propriedade da Agrimex Agroindustrial Excelsior S.A, com as coordenadas centrais na Zona 24 S - UTM (SIRGAS 2000) 9058578.72 m N e 613966.58 m E (Figura 4). Esta fazenda está situada ao Leste do município de Floresta e ao Sul do município de Betânia, em Pernambuco, a qual possui 5.440,95 ha. Os ambientes de pesquisa correspondem a 6 áreas de Caatinga, com diferentes densidades de vegetação e portes dos indivíduos arbóreos. (Figuras 5 e 6).

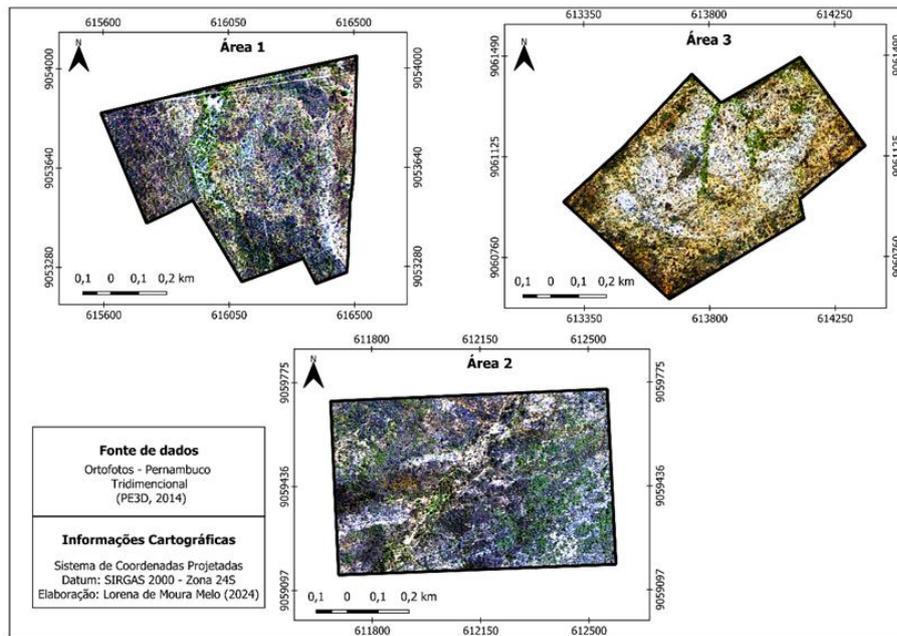


**Figura 4.** Mapa de localização das áreas de estudo, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

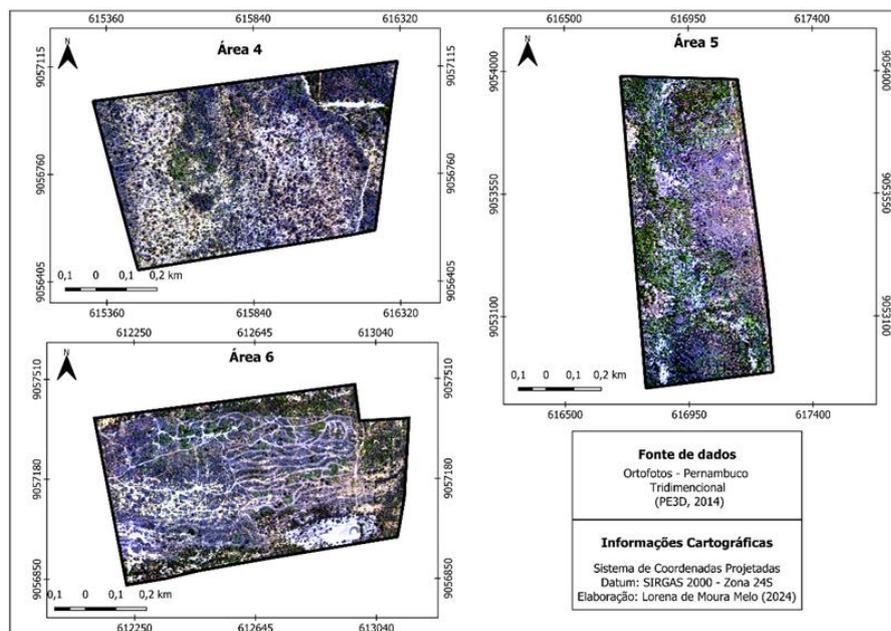
**Fonte:** A autora (2024).

O clima da região corresponde ao BSh, segundo a classificação de Köppen, semiárido quente, com uma precipitação anual de aproximadamente 489 mm, apresentando um período chuvoso de dezembro a abril, temperatura média de 26 ° C, com mínima e máxima de 20,4 e 33,3 ° C, respectivamente, associada a uma evapotranspiração média diária de 5,5 mm. A vegetação corresponde a Savana-estépica arborizada, caracterizada por caatinga arbustivo-arbórea, com presença de cactáceas e estrato herbáceo (IBGE, 2012; Alves Junior *et al.*, 2013; Queiroz *et al.*, 2021).

Em relação aos aspectos fisiográficos, a região está inserida na unidade geoambiental da Depressão Sertaneja, que representa uma paisagem típica do semiárido nordestino, e possui um solo classificado como Luvissole Crômico, sendo caracterizado como raso e que muda abruptamente de textura. Quanto aos aspectos hidrológicos, a área de estudo se encontra inserida nos domínios da Macro Bacia do Rio São Francisco, Bacia Hidrográfica do Rio Pajeú e do Grupo de Bacias de Pequenos Rios Interiores (Beltrão *et al.*, 2005; Dalla Lana *et al.*, 2018).



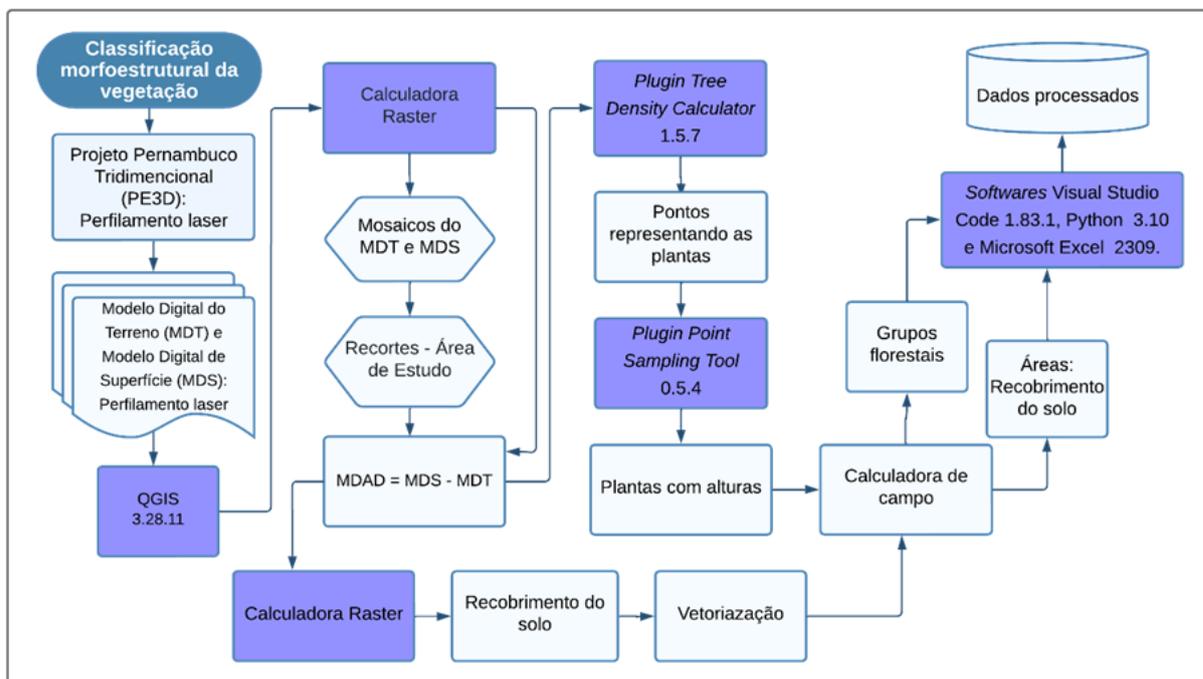
**Figura 5.** Ortoimagens das áreas de pesquisas 1, 2 e 3, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.  
Fonte: A autora (2024).



**Figura 6.** Ortoimagens das áreas de pesquisas 4, 5 e 6, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.  
Fonte: A autora (2024).

## 4.2 COLETA E ANÁLISE DOS DADOS

### 4.2.1 Classificação morfoestrutural da vegetação

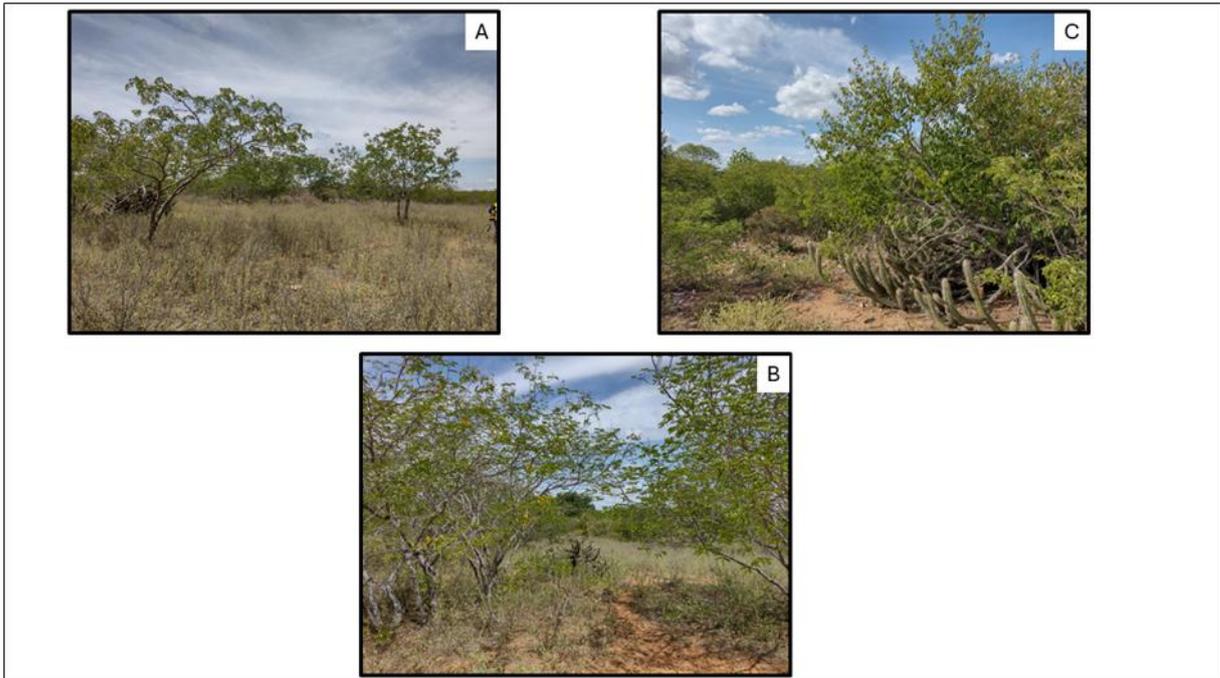


**Figura 7.** Fluxograma metodológico da classificação morfoestrutural da vegetação.

**Fonte:** a autora, (2025).

Com o fim de ter parâmetros para a identificação de diferentes tipos de vegetação e densidades e associar a expressividade das mesmas com índices NDVI e SAVI, foram realizadas classificações morfoestruturais, que serviram de base para associar os valores dessas variáveis aos tipos de vegetação. Também, serviram de base para saber como as modalidades da vegetação e densidade irão se comportar quanto a evapotranspiração real (a obtenção dessa variável será abordada no tópico 4.2.3).

Para a realização das classificações morfoestruturais foram selecionadas 6 áreas com diferentes coberturas florestais na área da Fazenda Itapemirim, conforme já apresentadas nas figuras 5 e 6, com o intuito de realizar uma classificação mais fina da vegetação. As áreas de análise foram selecionadas a partir do conhecimento do histórico da localidade, com apoio do *Software Google Earth* e com visitas de campo, nas quais foram observados os diferentes padrões da vegetação (Figura 8).



**Figura 8.** Visitas de campo nas áreas de vegetação da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

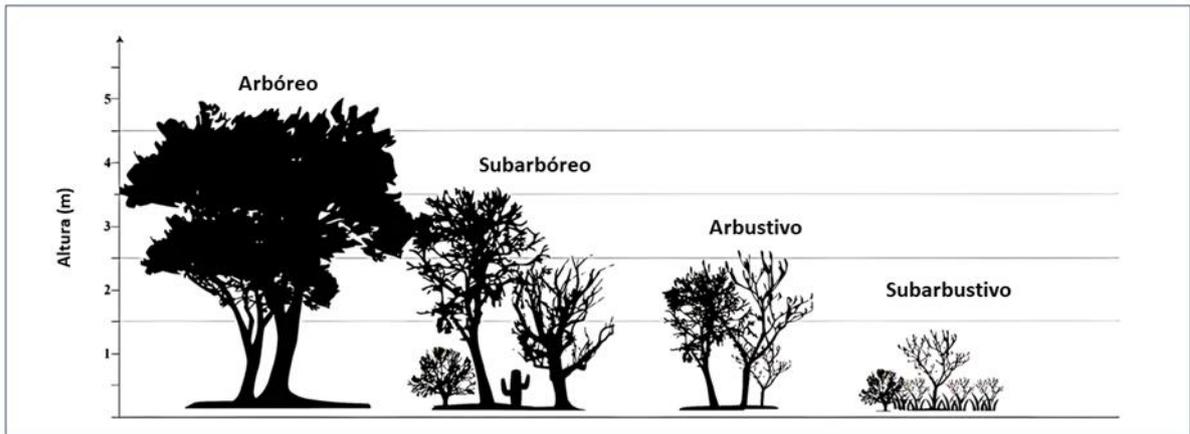
**Legenda:** A- Ponto de vegetação rala; B - Ponto de vegetação aberta; e C - Ponto de vegetação densa.

**Fonte:** a autora (2023).

A metodologia para a classificação foi baseada em Chaves *et al.* (2008), na qual o arranjo estrutural da população das plantas, quanto à altura, e o grau de recobrimento do solo pela vegetação são determinantes nesse processo. Além disso, não foram considerados estratos herbáceo e graminóide nessa classificação, pois em áreas antropizadas em períodos de estiagem, este estrato é reduzido, devido, principalmente, ao pastejo intensivo, ocorrência de queimadas e a deciduidade das folhagens.

A classificação visa descrever e avaliar a vegetação da Caatinga, em seus diferentes estágios de antropização, sendo composta por quatro níveis categóricos: Tipo, Grupo, Classe e Sub-Classe, conforme especificado (Chaves *et al.* 2008):

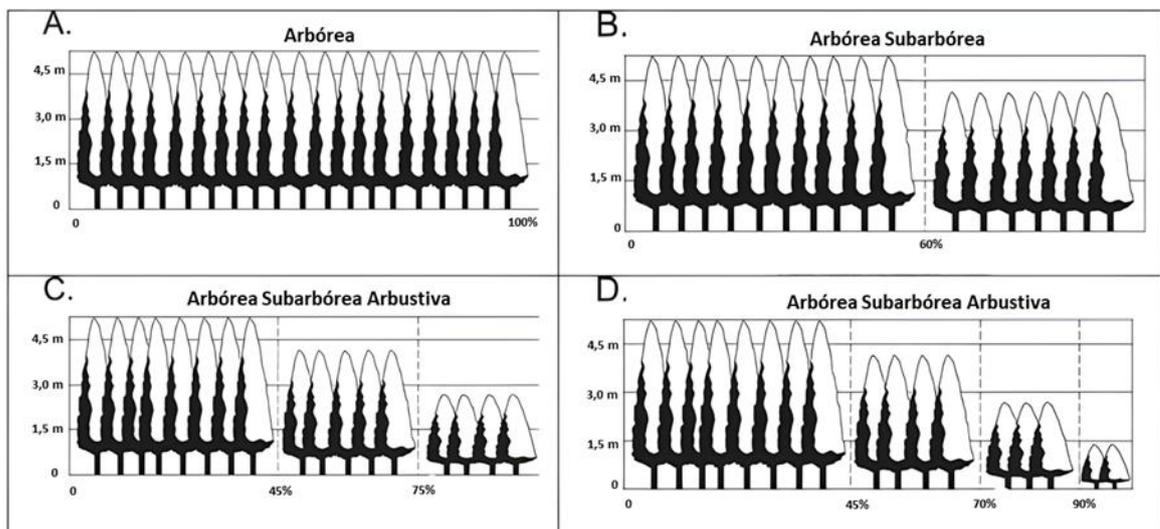
- Tipo: Segrega a vegetação natural das áreas agrícolas, superfícies compreendidas por estradas, edificações, afloramento de rocha, mineração e corpos d'água.
- Grupo: Separa as comunidades vegetais de acordo com o porte dominante. São assim identificados os grupos: arbóreo (> 4,5 m de altura); subarbóreo (> 3 m e < 4,5 m); arbustivo (> 1,5 m e < 3 m); e subarbustivo (< 1,5 m) (Figura 9).



**Figura 9.** Classificação dos indivíduos quanto ao porte.

Fonte: Adaptado de Andrade *et al.* (2021).

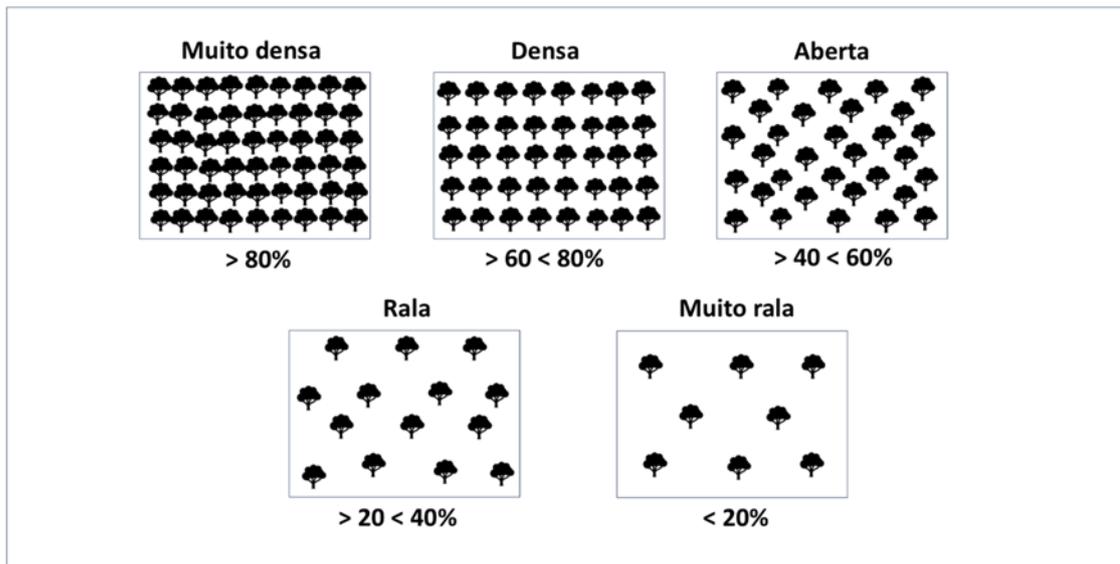
- Classe: dentro de cada grupo as classes separam as comunidades vegetais de acordo com as características morfológicas das plantas, sendo descritas pela ordem decrescente dos portes dominantes, quando identificáveis, até o terceiro estrato. Cada grupo apresenta dez classes, descritas de acordo com a sequência dos três estratos vegetais predominantes ou menos; surgem assim, nomes compostos formados pela descrição desses estratos, exemplo: classe arbórea subarbórea, classe arbórea subarbórea arbustiva (Figura 10).



**Figura 10.** Representação das classes de vegetação quanto ao porte.

Fonte: Adaptado de Chaves *et al.* (2008).

- Subclasse: Esta subcategoria representa a cobertura vegetal, em termos de porcentagem, em relação ao recobrimento da superfície do solo, sendo avaliada pelos seguintes graus: muito densa (> 80% de cobertura); densa (> 60 e < 80%); aberta (> 40 e < 60%); rala (> 20 e < 40%) e muito rala (< 20%), conforme a Figura 11.



**Figura 11.** Classificação vegetação quanto ao grau de recobrimento da superfície do solo.  
**Fonte:** A autora (2025).

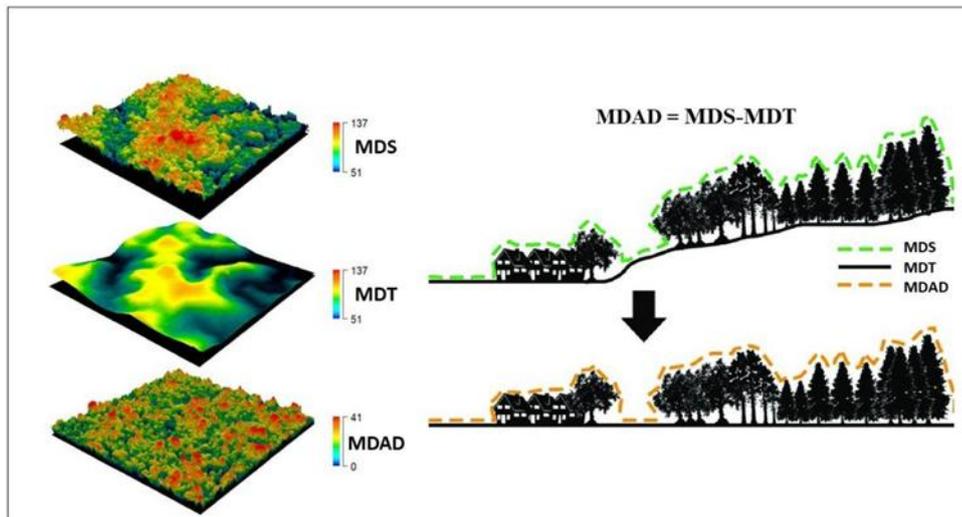
A realização das classificações morfoestrutural das áreas florestais de Savana-estépica, foram efetivadas a partir dos dados do projeto Pernambuco Tridimensional (PE3D), disponíveis no portal do projeto, <<http://www.pe3d.pe.gov.br/mapa.php>>. Foram utilizados arquivos em formato Geotiff de Modelo Digital do Terreno (MDT) e Modelo Digital de Elevação (MDE), adquiridos por meio de perfilamento laser.

Vale salientar que, o MDE obtido na plataforma do PE3D, assume características do Modelo Digital de Superfície (MDS), o qual representa todos os alvos da superfície, como edifícios, pontes, vegetação e corpos d'água (Cirilo *et al.*, 2015). Assim, dentro das descrições desse trabalho, considerou-se o MDE como MDS.

Para que houvesse o recobrimento da área da fazenda, foram necessárias 19 folhas articuladas (Anexo A), de 1 metro de resolução espacial. Além dos dados de MDS e MDT, foram obtidas ortofotos (também oriundas do PE3D) na escala 1:5000, com resolução espacial de 50 cm, com a finalidade de escolher as áreas com distintas coberturas vegetais. Juntamente para esse propósito, considerou-se as visitas de campo, nas quais foram vistas as diferentes composições da vegetação, e a utilização do complemento do *software* QGIS *QuickMapServices* à verificação das áreas e suas características.

O processamento dos dados se deu pelo *software* QGIS 3.28.11. Com o fim de obter as alturas das plantas, necessárias para a classificação das comunidades vegetais de acordo com o porte, primeiramente, produziu-se mosaicos a partir dos conjuntos de dados de MDS e MDT, em formato *raster*, e recortes conforme a delimitação das áreas da fazenda e das áreas florestais.

Posteriormente, na Calculadora *Raster* os mosaicos do MDS E MDT foram subtraídos para a formação do MDAD (Modelo Digital de Altura do Dossel). Ao subtrair o MDS do MDT, o que se obtém é a altura dos objetos acima da superfície terrestre, conforme ilustrado abaixo (Figura 12).



**Figura 12.** Ilustração da obtenção Modelo Digital de Altura do Dossel (MDAD), obtido a partir da diferença entre o MDS e MDT.

**Fonte:** Adaptado de Kellner, Clark e Hofton (2009) e Mahadi *et al.* (2018).

Após os passos citados, realizou-se a mensuração da altura das plantas a partir do *plugin Tree Density Calculator* versão 1.5.7. Nesse *plugin* foi configurada uma janela deslizante de 5x5 pixels, considerando as características da vegetação, e inserido o MDAD, a partir do qual se identificaram as copas dos indivíduos. Com o uso da janela deslizante, foram reconhecidos nas copas os alvos de máximo brilho, identificados como pontos mais altos da árvore/arbusto. A partir dos pontos gerados, o *plugin Point Sampling Tool* versão 0.5.4, coletou as informações do conjunto de pontos, associando-lhes os valores do MDAD, a partir dos quais se extraiu a altura dos indivíduos.

A determinação do grau de recobrimento da superfície do solo pelas copas das plantas foi realizada a partir dos dados de MDAD na Calculadora *Raster*. A segmentação das áreas considerou a altura dos indivíduos, sendo que locais com indivíduos de porte inferior a 0,5 m, assim como áreas sem vegetação, foram agrupados na categoria “Outros”. As áreas com plantas que atingiam altura igual ou superior a 0,5 m foram classificadas como “Vegetação”. Posteriormente, os arquivos raster foram vetorizados.

Para a classificação das plantas em grupos de altura, utilizaram-se arquivos vetoriais no formato de ponto, gerados pelo plugin *Tree Density Calculator*. A categorização seguiu o nível de grupo proposto por Chaves et al. (2008), que compreende as modalidades arbóreo, subarbóreo, arbustivo e subarbustivo. No entanto, foi acrescentada uma nova modalidade dentro desse mesmo agrupamento, denominada “Outros”, abrangendo indivíduos com altura maior que 0 e menor que 0,5 m, bem como áreas de solo exposto. Os indivíduos dessa categoria não foram contabilizados quanto à altura, conforme já justificado anteriormente.

Os cálculos das áreas das subclasses de recobrimento do solo, bem como a organização dos pontos representativos dos grupos de altura, foram realizados por meio da ferramenta Calculadora de Campo, onde foram executadas as operações sobre os diferentes atributos dos vetores.

Como recurso complementar de visualização, foi realizada a representação tridimensional da vegetação com base em dois conjuntos de dados em nuvem de pontos, obtidos na plataforma do PE3D. O primeiro conjunto corresponde ao MDT, fornecido no formato XYZ. O segundo conjunto corresponde ao MDE/MDS, no formato XYZI, incluindo coordenadas espaciais e intensidade de retorno.

O processamento dos dados mencionados ocorreu no VS Code (Python), onde foi realizada a subtração entre os valores de elevação do MDE e do MDT, gerando o MDAD, que representa a altura relativa da vegetação. Para fins de visualização gráfica, os dados foram convertidos para o formato LAS e utilizados na geração de imagens tridimensionais representando a altura dos indivíduos vegetais, como complemento descritivo da estrutura vertical da vegetação. Foi aplicado um ajuste de proporção visual no eixo Z, com o objetivo de destacar a estrutura vertical da vegetação na nuvem de pontos. Tal distensão gráfica não corresponde à escala real dos dados, mas favorece a interpretação da morfologia das coberturas vegetais.

Tendo-se categorizado as 6 áreas de vegetação, posteriormente, foram gerados os índices NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e SAVI (*Soil-Adjusted Vegetation Index*), a partir das bandas multiespectrais do sensor *Operational Land Imager (OLI)/Landsat 8*, órbita/ponto 216/066. As imagens foram obtidas a partir do *Earth Explorer* (<https://earthexplorer.usgs.gov>), administrada pelo *United States Geological Survey (USGS)*.

Os dados utilizados se referem ao ano de 2014, correspondendo ao mesmo ano das imagens do PE3D. As análises foram realizadas para os períodos úmido (23 de março) e seco (20 de dezembro), com o fim de detectar o comportamento da vegetação nesses períodos e

selecionar o melhor índice e característica climática que seja mais representativa das características espectrais da vegetação.

Para a análise da vegetação, optou-se pelos índices supracitados, pois se destacam nas análises das densidades e fitofisionomias das Caatingas (Francisco *et al.*, 2015), dos seus padrões biofísicos (Ballén; Souza; Lima, 2016) e possuem uma sensibilidade considerável às características da vegetação e solo (Caetano *et al.*, 2022). O NDVI tem um uso amplo (Gago *et al.*, 2015; Xue; Su, 2017), em análises da saúde da vegetação, demonstrando-se um indicador relevante do verde das plantas. Já o SAVI é frequentemente usado em regiões áridas e semiáridas para ajudar a reduzir a influência da reflectância do solo (Thicen; Phuong; Komolafe, 2023).

Nas análises da vegetação para o NDVI usou-se a sua fórmula padrão, já para o SAVI houve adaptações quanto ao fator de ajuste. Como a vegetação da área apresenta diferentes características, partindo-se de áreas menos densas para mais densas, os valores do fator de ajuste foram definidos com base nos critérios de Huete (1988), sendo o valor ótimo para densidades muito baixas de vegetação  $L=1$ , densidades intermediárias  $L=0,5$  e densidades mais altas  $L=0,25$ . Assim, considerando esses critérios, a determinação dos valores de  $L$  seguiu o seguinte padrão para as seis áreas em análise:

**Tabela 4.** Valores do fator de correção de acordo com a densidade da vegetação

Área	Classificação	Densidade da Vegetação	Valor de L
Área 1	Subarbórea Arbustiva Arbórea Aberta	Moderada	0,5
Área 2	Subarbórea Abustiva Arbórea Aberta	Moderada	0,5
Área 3	Arbustiva Subarbórea Subarbustiva Rala	Esparsa	1,0
Área 4	Arbórea Subarbórea Arbustiva Densa	Densa	0,25
Área 5	Subarbórea Arbórea Arbustiva Muito Densa	Muito Densa	0,25
Área 6	Arbustiva Subarbustiva Subarbórea Muito Rala	Muito Esparsa	1,0

Fonte: A autora (2024).

Posteriormente, realizou-se os procedimentos para análise dos dados rasters, referentes índices de vegetação (NDVI e SAVI) e evapotranspiração real ( $ET_a$ ), com foco em suas estatísticas descritivas e visualização gráfica. Essas análises focaram em identificar qual dos índices, em diferentes períodos (seco e úmido), melhor distinguiriam os tipos de vegetação classificadas a partir da análise morfoestrutural.

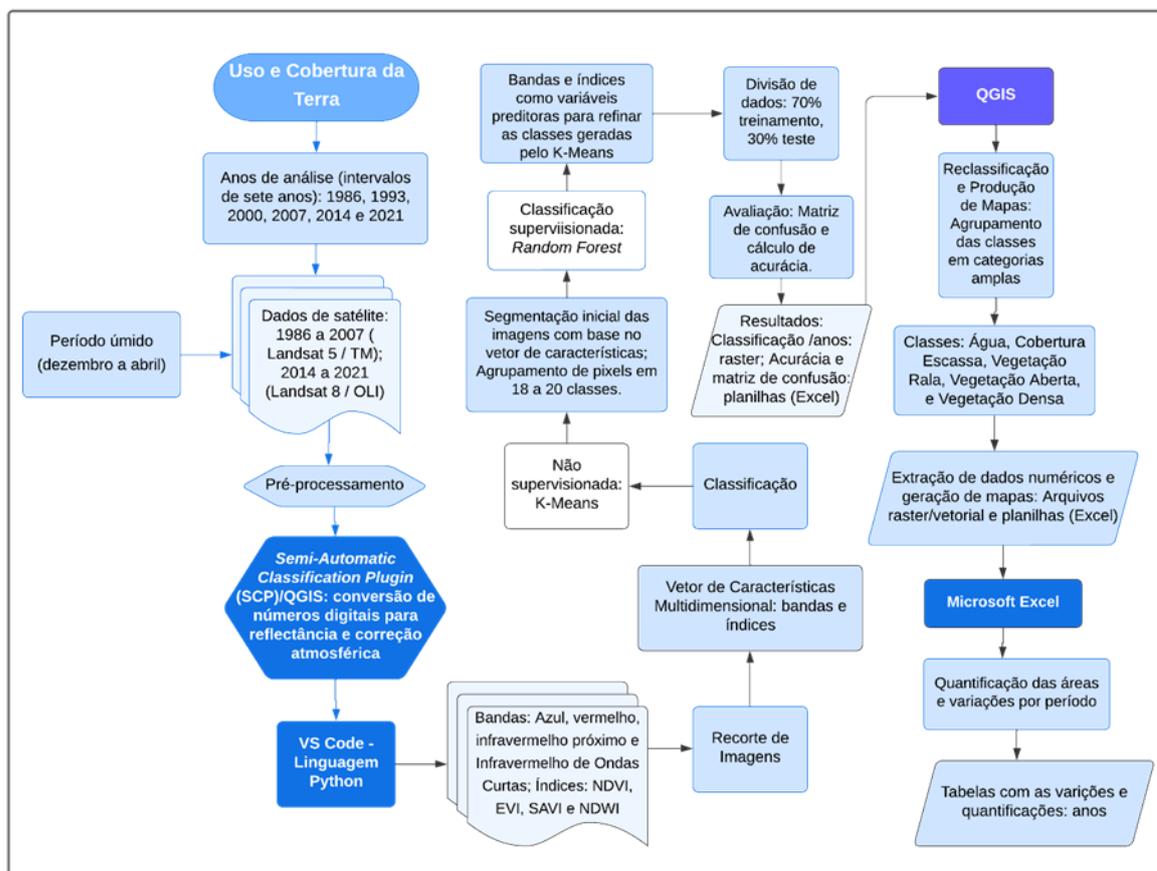
Já os dados de evapotranspiração real foram obtidos para o ano de 2014, relativo aos dados do PE3D, a partir do SSEBop, conforme descrito no tópico 4.2.3. Como resultado da

associação das áreas, com diferentes coberturas vegetais, com a  $ET_a$ , obteve-se o comportamento dessa variável, nos diferentes grupos de vegetação das áreas de 1 a 6.

Os dados *raster*, referentes a diferentes áreas e períodos (seco e úmido), passaram por um pré-processamento, onde valores inválidos foram substituídos por NaN. Em seguida, foi realizada uma análise estatística descritiva que incluiu cálculos de média, mediana, desvio padrão, mínimo, máximo, quartis, além da identificação de outliers com base no intervalo interquartil (IQR). Já para melhor visualização a distribuição dos valores dos dados, foram gerados box plots comparando os índices de vegetação para os diferentes períodos e áreas, permitindo a observação dos valores centrais e outliers.

Já para a organização dos dados, cálculos das estatísticas descritivas básicas e produção de gráficos e tabelas, dependeu-se dos *softwares* Visual Studio Code (Versão 1.83.1), Python (Versão 3.10) e Microsoft Excel (Versão 2408).

#### 4.2.2 Uso e cobertura da terra



**Figura 13.** Fluxograma metodológico do uso e cobertura da terra.

Fonte: a autora (2025).

Com o fim de analisar a dinâmica espaço-temporal da evapotranspiração real (os detalhes sobre a obtenção desse dado serão apresentados no próximo tópico) nas diferentes densidades vegetais e demais coberturas da área de estudo, foi realizada uma análise de uso e ocupação da terra ao longo de 35 anos.

O estudo foi iniciado em 1986, beneficiando-se da disponibilidade de imagens de satélite consistentes da série Landsat, e por ser um período anterior ao corte raso da vegetação, ocorrido em 1987 em parte da área de estudo, o que favorece a análise do comportamento da área suprimida frente a evapotranspiração. As análises foram realizadas a cada 7 anos, entre 1986 e 2021. Os intervalos corresponderam aos anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, focando no período úmido (dezembro a abril), assim, contribuindo para uma melhor expressividade da vegetação.

As imagens referentes aos anos de 1986 a 2000 foram obtidas por meio do sensor *Thematic Mapper* (TM), que está vinculado ao satélite Landsat 5 (lançado em 1984). Já as aquisições de imagens para os anos de 2014 e 2021, foram realizadas a partir do sensor *Operational Land Imager* (OLI), que está a bordo do satélite Landsat 8 (lançado em 2013). Os dados foram adquiridos na mesma órbita/ponto e plataforma já mencionadas.

Para a realização da análise de uso e cobertura, optou-se pela classificação baseada em técnicas de processamento de imagens, utilização de algoritmos de aprendizado de máquina (K-means e *Random Forest*), bandas espectrais e índices de vegetação e água, que contribuíram para o treinamento dos algoritmos e identificação dos alvos.

O algoritmo *Random Forest* foi selecionado por ser considerado um classificador supervisionado robusto na categorização da cobertura da terra, a partir de imagens Landsat (Pelletier *et al.*, 2016; Wessels *et al.*, 2016).

Já agrupamento K-Means, algoritmo básico de classificação não supervisionada, foi utilizado devido a sua desenvoltura em análises de reconhecimento de padrões, mineração de dados, processamento de imagens, entre outros. Em análise de sensoriamento remoto, ele realiza o agrupamento de pixels com características espectrais semelhantes, sem uma rotulagem prévia (LV *et al.*, 2010).

A associação desses dos dois algoritmos foi adotada devido à complementação de suas funcionalidades. Enquanto o K-Means agrupou os pixels com características espectrais semelhantes em objetos de imagem, o *Random Forest* foi empregado como classificador robusto, atribuindo as classes de uso e cobertura da terra aos objetos, assim, contribuindo para o desenvolvimento da classificação (Kavzoglu; Tonbul, 2018).

Iniciando o fluxo de trabalho em ambiente Python, foram recortadas imagens do satélite Landsat, a partir do *shapefile* correspondente à área de interesse, as quais foram as bandas espectrais dos intervalos do azul, vermelho, infravermelho próximo e Infravermelho de Ondas Curtas, sendo utilizados na geração dos índices e no processo de classificação.

As bandas espectrais foram escolhidas pois favoreceriam, juntamente com os índices, a identificação dos diferentes alvos na Caatinga. O mapeamento das propriedades da superfície do solo a partir região Visível, NIR e SWIR facilitam a compreensão desse alvo em muitos ambientes (Chabrillat *et al.*, 2019). Nos solos secos, como da região estudada, há o aumento da reflectância com o aumento dos comprimentos de onda, especialmente no visível e infravermelho próximo (Jensen, 2009).

Ainda sobre o espectro do visível e infravermelho próximo, há capitalização das propriedades ópticas da estrutura celular das folhas; os pigmentos fotossintéticos (clorofila, pigmentos associados à coleta de luz e pigmentos acessórios), que absorvem eficientemente a radiação na faixa visível do espectro (para alimentar a fotossíntese) e refletem a radiação na faixa do infravermelho próximo (Robinson *et al.*, 2017). Já o Infravermelho de Ondas Curtas (SWIR) é sensível à umidade do solo e à umidade da vegetação (Mahdavi *et al.*, 2017).

Os índices de vegetação e água foram selecionados devido as características a seguir:

- NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*): Auxilia na detecção da vegetação em contraste com outras características do solo e diferencia a vegetação saudável da vegetação em estado insalubre (Evangelides; Nobajas, 2020).
- EVI (*Enhanced Vegetation Index*): Índice adequado para monitorar mudanças na vegetação em áreas complexas com diversos tipos de cobertura vegetal (Qu *et al.*, 2020), o qual apresenta uma maior sensibilidade em áreas com alta biomassa, além de facilitar a avaliação da vegetação ao reduzir o impacto dos sinais de fundo do dossel e uma redução nas influências atmosféricas (Didan; Munoz, 2019).
- SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*): Possui um fator de ajuste projetado para mitigar o brilho do solo, levando em considerando a dispersão múltipla do mesmo. Assim, minimiza os efeitos do fundo do solo sobre o sinal da vegetação (Boken *et al.*, 2005; Zhen *et al.*, 2021). Desse modo, esse índice contribui para a distinção entre a vegetação e o solo exposto.
- NDWI (*Normalized Difference Water Index*): Usado para o monitoramento da umidade na vegetação (Pereira *et al.*, 2020).

Posteriormente, os dados foram organizados em um vetor de características multidimensional, combinando os valores das bandas espectrais com os índices calculados. Esse vetor foi então normalizado com *StandardScaler*, para que todas as variáveis tivessem uma escala comparável, evitando que algumas dimensões tivessem maior influência no resultado final.

A classificação não-supervisionada com o K-Means foi utilizada para realizar a segmentação inicial da imagem, dividindo-a de 18 a 20 classes, baseadas em características espectrais extraídas das bandas e índices calculados. O número de classes foi ajustado para refletir a diversidade do uso do solo e das características da área estudada. Isso se deu pelo fato de haver imagens que continuam nuvens e sombras, assim, mais classes foram geradas, visando melhorar a distinção entre diferentes tipos de cobertura do solo.

Após a aplicação do K-Means, os rótulos de classe gerados foram usados para a divisão dos dados em treinamento e teste, sendo distribuídas de forma proporcional. Desse modo, evitou-se que algumas classes de menor representação fossem negligenciadas no processo de treinamento. A estratificação ocorreu do seguinte modo: 30% dos dados foram alocados para o conjunto de teste e 70% para o conjunto de treinamento.

A partir desses dados foi realizada a classificação supervisionada com *Random Forest*, que foi treinado usando as classes inicialmente geradas, refinando-as. Isso se deu, pois, o modelo aprimorou a precisão da classificação, distinguindo as áreas com base em suas características espectrais, ajustando as classes para refletir as categorias de uso do solo. Quanto à acurácia da classificação, esta foi avaliada utilizando a matriz de confusão e o cálculo da acurácia global do modelo.

Por fim, foi realizada uma reclassificação para agrupar as classes geradas em categorias mais amplas, com base nas características de uso da terra. Elas foram definidas com base nos graus de recobrimento do solo definidos por (Chaves *et al.* 2008), de uma maneira mais simplificada. As classes foram definidas conforme apresentado abaixo:

**Quadro 2.** Classes de Uso e Cobertura da Terra e suas características

<b>Classe</b>	<b>Característica</b>
Água	Recursos hídricos
Cobertura Escassa	Áreas de solo exposto
Vegetação Rala	Cobertura vegetal de 20% a 40%
Vegetação Aberta	Cobertura vegetal de 40% a 60%
Vegetação Densa	> 60%

**Fonte:** A autora (2024).

Quanto à quantificação das áreas das classes, para os anos estudados, em hectares, porcentagens das classes em relação ao total da área de estudo e porcentagens de variação para os períodos de 1986-1993, 1993-2000, 2000-2007, 2007-2014, 2014-2021 e 1986-2021, foram calculados a partir da aplicação das operações matemáticas, tanto em software de SIG como em planilhas eletrônicas, sobre os mapas dos momentos estudados (Mello; Toppa; Abessa, 2011).

Ainda conforme os autores, foram usadas as fórmulas abaixo para os cálculos:

- Diferença de área em hectares entre os anos:

$$Diferença(ha) = Área_{data\ final} - Área_{data\ inicial}$$

Em que:

$Área_{data\ final}$ : Área da classe no ano final do período analisado.

$Área_{data\ inicial}$ : Área da classe no ano inicial do período analisado.

- Porcentagem de variação para cada período:

$$Variação\ (\%) = \frac{Área_{data\ final} - Área_{data\ inicial} \times 100}{Área\ Total}$$

Em que:

Área total: Extensão total da área considerada para o estudo.

A representação diagramática da transição das classes de uso e cobertura da terra foi conduzida a partir da sobreposição temporal de mapas temáticos no ambiente QGIS. Para isso, selecionaram-se os anos extremos (1986 e 2021) e, por meio da ferramenta de Interseção, foram identificadas as áreas que permaneceram ou mudaram de classe ao longo do tempo.

Em seguida, com o auxílio da calculadora de campo e da ferramenta Estatísticas por Categorias, quantificaram-se as áreas correspondentes a cada transição, expressas em hectares. Esses valores serviram de base para a construção do diagrama de Sankey, no qual a área em hectares foi utilizada como variável representativa da expressividade das mudanças. A geração do gráfico foi realizada em ambiente Python.

A classificação, produção e avaliação de dados numéricos foram realizadas a partir dos softwares Visual Studio Code (Versão 1.83.1), linguagem Python (Versão 3.10) e Microsoft Excel (Versão 2408). Já as reclassificações, rotulagens, conversões de dados *raster*, cálculos de áreas e mapas, ocorreram no software livre e de código aberto QGIS Long Term Release (LTR)

3.34.6, versão de longa duração, em associação, foi utilizado o *Semi-Automatic Classification Plugin* (SCP), no qual foram realizados os pré-processamentos das imagens.

Como meio de corroborar com os resultados da análise espaço-temporal de uso e cobertura da terra, também foram obtidos dados de precipitação. Os dados foram gerados a partir do CHIRPS (*Climate Hazards Group Infra-Red Precipitation with Station*), que consiste em um conjunto de dados de precipitação de cobertura espacial quase global, abrangendo as latitudes entre 50°S e 50°N por um período superior a 30 anos (iniciando em 1981), com resolução espacial de 0,05° interpolados com dados de estações *in situ* para criar séries temporais que permitam a análise de tendências e monitoramento da precipitação. O método utilizado baseia-se em estimativas de dados de precipitação obtidos pela técnica *Cold Cloud Duration* (CCD) combinados aos dados de superfície, na escala diária (Castelhano; Pinheiro; Roseghini, 2017).

O processamento dos dados foi executado por meio de programação em linguagem *Javascript*, dentro da plataforma *Google Earth Engine*, a qual, por ser uma plataforma baseada em nuvem, apresentar recursos computacionais de alto desempenho e um amplo banco de dados, que facilita o processamento de amplos conjuntos de dados geoespaciais, além do trabalho do pesquisador. A partir dos dados do CHIRPS e *script* desenvolvido na plataforma supracitada, foi elaborado um gráfico com dados temporais para os anos de 1986 a 2021, com o intuito de verificar a interação dos dados de evapotranspiração e uso e cobertura da terra (Gorelick *et al.*, 2017).

#### **4.2.3 Dados de Evapotranspiração Real – SSEBop**

A fim de obter a evapotranspiração, fez-se o uso do modelo SSEBop BR app, *Operational Simplified Surface Energy Balance*, o qual é hospedado na plataforma *Google Earth Engine* (GEE). Este app foi implementado e modelado para o cálculo das estimativas de evapotranspiração em imagens Landsat 5, 7 e 8 no Brasil (dados gerados a partir de 1984). Por meio do modelo é estimada a evapotranspiração real (ETA), a partir da evapotranspiração de referência local (ETo) e da fração da evapotranspiração (ETf), calculada a partir da temperatura da superfície terrestre (Ts) obtida por sensoriamento remoto e por condições de contorno pré-definidas para o fluxo de calor latente mínimo e máximo (Paula *et al.*, 2019; Ana, 2020).

Os dados de evapotranspiração real foram obtidos na plataforma do SSEBop-BR v1.01 (<https://ssebop.users.earthengine.app/view/ssebop-br-v101>). Na seleção dos dados de

evapotranspiração, buscou-se imagens com um quantitativo reduzido de nuvens e com as mesmas datas estabelecidas às análises de uso e cobertura da terra, morfoestrutural da vegetação e para comparativo com os dados do plugin EvapoGIS. Os dados meteorológicos aplicados no modelo foram do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e *European ReAnalysis* (ERA5-Land). No entanto, atualmente o aplicativo vem enfrentando problemas técnicos na geração de dados, devido a falha no acesso aos dados do satélite Landsat, não havendo prejuízo aos dados dessa pesquisa, que foram adquiridos previamente.

#### **4.2.4 Análise comparativa da evapotranspiração: EvapoGIS e SSEBop**

A análise comparativa entre os modelos EvapoGIS e SSEBop foi realizada com o fim de avaliar a precisão das suas estimativas de evapotranspiração. Para isso, foram comparados os dados de evapotranspiração real gerados por esses algoritmos e pelo Sistema de Suporte à Decisão na Agropecuária (SISDAGRO), desenvolvido pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), no item Balanço Hídrico Sequencial, na plataforma (<https://sisdagro.inmet.gov.br/sisdagro/app/monitoramento/bhs>).

As estimativas de evapotranspiração para o EvapoGIS seguiram a sequência metodológica apresentada no subtópico 4.2.5. Já o SSEBop se baseou em Senay *et al.* (2013) e ANA (2020), com os seus dados de  $ET_a$  tendo sido obtidos no SSEBop-BR v2 (<https://ssebop.users.earthengine.app/view/ssebopbrv2>), dados meteorológicos advindos do *European ReAnalysis* (ERA5-Land), componente integral e operacional do *Copernicus Climate Change Service* (C3S) (Muñoz-Sabater *et al.*, 2021).

Para ambos os modelos, os dados da variável em questão foram gerados a partir de imagens de satélite Landsat 8, assim, mantendo a resolução espacial das imagens analisadas. Já o sistema do SISDAGRO baseia o seu Balanço hídrico sequencial (BHS) em Thornthwaite e Mather (1955) e Penman-Monteith, parametrizado pela FAO (Allen *et al.*, 1998), gerando dados de forma numérica na própria plataforma, com base na estação meteorológica de Ibimirim-PE, sob as coordenadas 641802,932 m E e 9059146,124 m S, Zona UTM 24 S.

Ainda que o SISDAGRO forneça estimativas de evapotranspiração e não medições diretas em campo, é amplamente utilizado como uma referência confiável (Caetano *et al.*, 2023; Oliveira *et al.* 2024) e relevante para tomadas decisão no setor público ou profissional, no que

concerne a questões agrometeorológicas no Brasil. Sendo baseado em dados meteorológicos reais e modelos de previsão climática validados (Moura; Fortes, 2016; SISDAGRO, 2024).

Para garantir uma comparação válida entre os modelos e os dados do SISDAGRO, a área pontual da estação foi tomada como referência para as análises. Sendo as coordenadas utilizadas para identificar o pixel correspondente no *raster* de evapotranspiração gerado pelos modelos EvapoGIS e SSEBop. Os valores extraídos para os pixels que correspondem a localização da estação foram então comparados com a estimativa de evapotranspiração fornecida pelo SISDAGRO para Ibimirim-PE.

A comparação das estimativas de evapotranspiração dos modelos com as estimativas do SISDAGRO, foram realizadas utilizando métricas estatísticas, que avaliaram o desempenho individual das ferramentas, com: Erro Médio Absoluto (EMA), Diferença da Média, Erro Quadrático e Coeficiente de Variação (CV%). Já as métricas para avaliação do comportamento geral do conjunto de dados foram as seguintes: Média Geral, Desvio Padrão, Coeficiente de Variação Geral (CV Geral) e Erro Médio Absoluto Geral (EMA Geral). A geração dos resultados foi realizada a partir de código Python (Versão 3.10) no *software* Studio Code (Versão 1.83.1).

#### **4.2.5 Desenvolvimento do plugin**

O EvapoGIS é um plugin desenvolvido com base no algoritmo *Surface Energy Balance Algorithm for Land* (SEBAL). Ele tem como objetivo obter dados de evapotranspiração e diferentes componentes do balanço de energia, a partir de imagens do satélite Landsat 8, modelo digital de elevação (MDE) e poucos dados meteorológicos.

O código de Wolff (2016), desenvolvido para o GRASS GIS, foi consultado como uma das referências para estruturar o fluxo metodológico da implementação do algoritmo SEBAL, assim como a base teórica proposta por Bastiaanssen *et al.* (1998). No entanto, o EvapoGIS foi desenvolvido de forma independente, com um código próprio escrito integralmente em Python nativo, sem qualquer dependência do GRASS GIS. Embora algumas convenções tenham sido mantidas, como a organização das etapas de cálculo e a nomenclatura dos arquivos de saída. A implementação técnica é distinta, utilizando bibliotecas modernas como Rasterio, GeoPandas e NumPy para garantir um fluxo de processamento otimizado no ambiente QGIS.

A sua elaboração foi realizada usando a infraestrutura de desenvolvimento de *plugins* do QGIS, sendo este *software* de código aberto escrito em C++ e Python. A Interface Gráfica do Usuário, do inglês *Graphical User Interface* (GUI), foi projetada em Qt Designer (uma

ferramenta de gráfica que cria e edita a GUI). Também foi utilizado QDialog, por meio do qual são abertas caixas de diálogo, que são usadas para obter rapidamente *feedback* de um usuário. Já o QgsProject é o responsável por encapsular um projeto QGIS, incluindo conjuntos de camadas de mapas e seus estilos, layouts, anotações, telas, etc. (Willman, 2020; QGIS Developers, 2023).

O plugin foi desenvolvido utilizando o Python 3.10, escolhido devido à sua compatibilidade ampla com diversas bibliotecas científicas e de manipulação de dados. A escolha dessa versão específica do Python garante a estabilidade e a compatibilidade com as bibliotecas necessárias para a execução do EvapoGIS, conforme serão apresentadas a seguir:

**Quadro 3.** Bibliotecas Python usadas no desenvolvimento do código do EvapoGIS

<b>Biblioteca</b>	<b>Uso no Algoritmo SEBAL</b>
Re <sup>1</sup>	Extrair números de bandas e identificar padrões em arquivos <i>raster</i> .
NumPy <sup>2</sup>	Cálculos com matrizes para processar dados geoespaciais e índices.
Math <sup>1</sup>	Operações matemáticas usadas nas transformações de dados.
Os <sup>1</sup>	Manipulação de arquivos e diretórios no sistema.
Rasterio <sup>3</sup>	Leitura, escrita e manipulação de dados <i>raster</i> geoespaciais.
Geopandas <sup>4</sup>	Manipulação de dados vetoriais e operações espaciais com <i>shapefiles</i> .
Sys <sup>1</sup>	Gerenciamento de erros e interrupção adequada do programa.
Logging <sup>1</sup>	Criação de logs para depuração e monitoramento do fluxo.

**Fonte:** 1: Python Software Foundation, 2021; 2: Harris, *et al.*, 2020; 3: Gillies *et al.*, 2023; 4: Van Den Bossche, 2023.

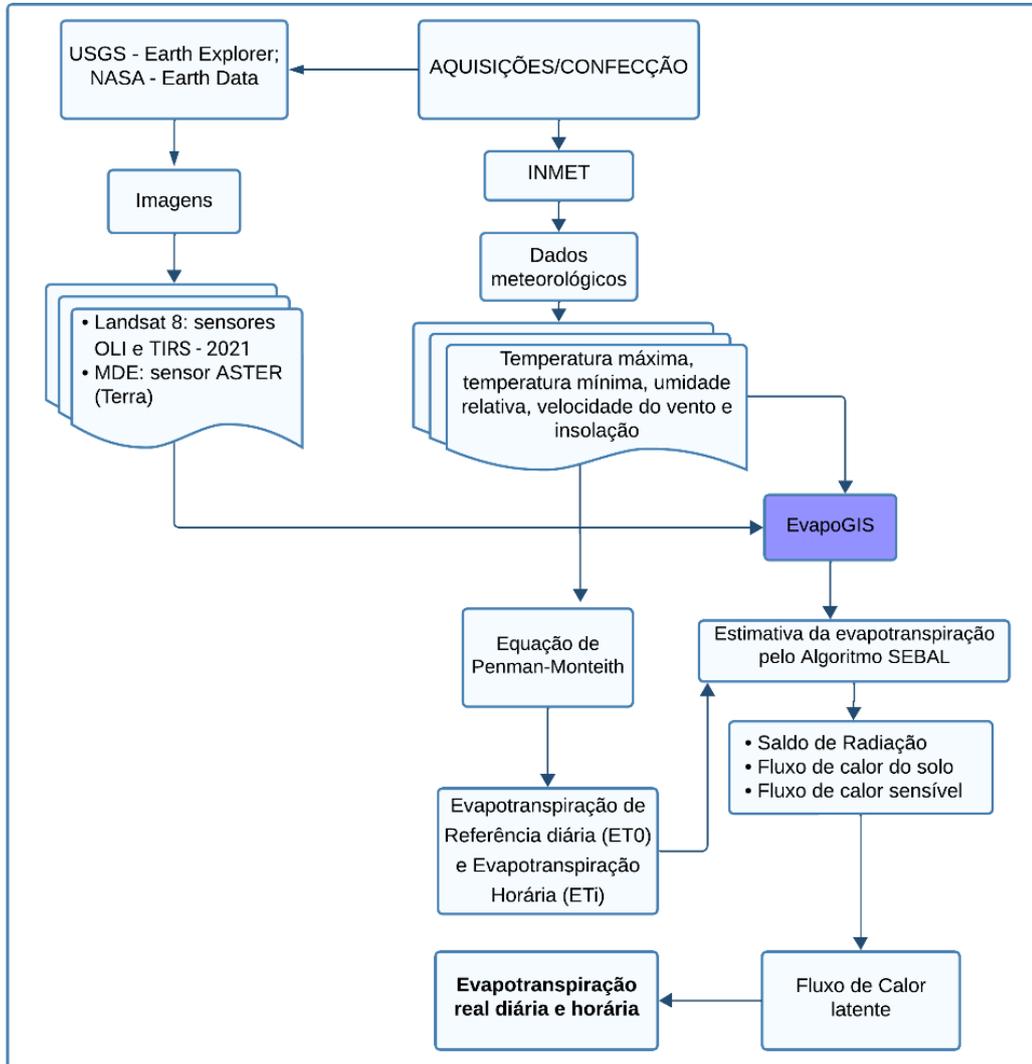
Esse plugin pode ser instalado a partir do arquivo ZIP disponível no repositório do Github para o diretório de plug-ins QGIS ou por meio da interface gráfica do QGIS usando a caixa de diálogo do gerenciador de plugins, que está localizado no menu complementos > Gerenciar e instalar complementos (Celik, 2023).

Já para o seu funcionamento o EvapoGIS requer diferentes dados do usuário, como:

- Dados meteorológicos: Velocidade do Vento a 2 m, evapotranspiração de referência no horário da passagem do satélite e a evapotranspiração de referência.
- Dados de sensoriamento remoto: MTL, Imagens do Satélite Landsat 8 e Modelo Digital de Elevação – MDE.
- Coordenadas de Pixels Frios e Quentes

A estimativa da evapotranspiração e os componentes do balanço de energia foi executada a partir do EvapoGIS (Figura 14). Os resultados obtidos pelo EvapoGIS serão

comparados aos dados gerados pelo aplicativo SSEBop-BR, tendo o sistema SISDAGRO como referência. As análises foram realizadas a partir de imagens do sensor (OLI)/Landsat 8, referente ao ano de 2021.



**Figura 14.** Fluxo integrado de aquisição e processamento de dados para estimativa da evapotranspiração real diária e instantânea no plugin EvapoGIS (SEBAL/QGIS).

Fonte: a autora (2025).

Além desses dados, também foi utilizado um arquivo *raster* referente ao Modelo Digital de Elevação (MDE), gerado a partir do instrumento ASTER (*Avances Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*), sendo o seu MDE denominado de ASTER GDEM (*Global Digital Elevation Model*), versão 003 (V3). O instrumento supracitado está hospedado no Satélite Terra da Nasa e possui resolução espacial de 1 segundo de arco, aproximadamente 30 metros (Abrams; Crippen; Fujisada, 2020).

Os dados de MDE foram adquiridos por meio da plataforma *Earth Data* (<https://search.earthdata.nasa.gov/search>), que é gerida pela NASA (*National Aeronautics and Space Administration*). O MDE foi necessário para fornecer dados de elevação ao algoritmo. A informação do relevo será dada em metros, bem como o tamanho de pixel será de 30 m, igual aos dados do outro satélite englobado no estudo (Allen *et al.*, 2002).

Já os dados meteorológicos como a velocidade do vento, evapotranspiração de referência no horário da passagem do satélite e a evapotranspiração de referência, no dia da passagem do satélite, são necessários para a calibração do algoritmo SEBAL.

À aquisição dos valores de Evapotranspiração de Referência diária ( $ET_0$ ) e Evapotranspiração Horária ( $ET_i$ ) foi utilizada a equação de Penman-Monteith, parametrizada pela FAO 56 (PM-FAO56), que requer os seguintes dados meteorológicos à obtenção da evapotranspiração de referência diária: temperatura máxima, temperatura mínima, umidade relativa, velocidade do vento e insolação. Os dados meteorológicos referentes ao ano de 2021, para a execução do método supracitado, foram obtidos no Banco de Dados Meteorológicos (BDMEP) do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) (<https://bdmep.inmet.gov.br/>), tendo-se a estação meteorológica do Município de Ibimirim-PE como referência. A Equação 1 foi utilizada para calcular a evapotranspiração de referência (Allen *et al.*, 1998; Alencar; Sedyama; Mantovani, 2015; Silva, 2017):

$$ET_0 = \frac{0,408 * \Delta * (R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0,34u_2)} \quad (1)$$

Em que:

$ET_0$  - Evapotranspiração de referência (mm d<sup>-1</sup>);

$R_n$  - Saldo de radiação à superfície da vegetação (MJ m<sup>-2</sup> d<sup>-1</sup>);

G - Densidade do fluxo de calor do solo (MJ m<sup>-2</sup> d<sup>-1</sup>);

T - Temperatura do ar a 2 m de altura (°C);

$u_2$  - Velocidade de vento a 2 m de altura (m s<sup>-1</sup>);

$e_s$  - Pressão de vapor de saturação (kPa);

$e_a$  - Pressão parcial de vapor (kPa);

$\Delta$  - Declividade da curva de pressão de vapor de saturação (kPa °C<sup>-1</sup>), e

$\gamma$  - Coeficiente psicrométrico (kPa °C<sup>-1</sup>).

Sendo que, a velocidade do vento gerada pelo INMET é obtida a 10 m, foi necessária a conversão para 2 m. Este processo se deu por meio da fórmula da lei de potência para a extrapolação do perfil de vento, que relaciona as velocidades do vento  $v_2$  e  $v_1$  em duas alturas  $z_2$  e  $z_1$ , respectivamente, conforme a equação 2: (Frech *et al.*, 2024):

$$v_2 = v_1 \left( \frac{z_2}{z_1} \right)^\alpha \quad (2)$$

Onde:  $\alpha$  é o coeficiente de cisalhamento do vento. Tendo o  $\alpha = 1/7$  com base em Sisterson *et al.* (1983).

Já o funcionamento do plugin EvapoGIS seguiu a sequência metodológica SEBAL, para a obtenção da Evapotranspiração real ( $ET_a$ ). As etapas incluíram a calibração radiométrica, cálculo da reflectância, albedo superficial, índices de vegetação (NDVI, SAVI e LAI) e emissividade. Esses parâmetros foram obtidos com base nas bandas refletivas do sensor orbital e a temperatura de superfície é estimada a partir da banda térmica (Silva *et al.*, 2018).

O algoritmo SEBAL estimou a evapotranspiração após haver a conversão do valor instantâneo de fluxo de calor latente - LE ( $W m^{-2}$ ), em ET (mm) total das 24 h. O LE foi obtido como resíduo da equação clássica (Equação 2) do balanço de energia à superfície (Machado *et al.*, 2014):

$$LE = R_n - G - H \quad (3)$$

Em que:

LE - Fluxo de calor latente ( $W m^{-2}$ );

$R_n$  - Balanço de radiação na superfície ( $W m^{-2}$ );

G - Fluxo de calor no solo ( $W m^{-2}$ ), e

H - Fluxo de calor sensível, ( $W m^{-2}$ ).

A seguir são apresentados os procedimentos principais do algoritmo SEBAL (Allen *et al.*, 2002; Moreira *et al.* (2010):

- Balanço de radiação: A radiação líquida é calculada conforme a equação 4.

$$R_n = (1 - \alpha)R_s \downarrow - R_L \uparrow + \varepsilon_o R_L \downarrow \quad (4)$$

Em que,

$\alpha$  - Albedo da superfície, adimensional;

$R_s \downarrow$  - Radiação de onda curta incidente,  $W m^{-2}$ ;

$R_L \uparrow$  - Radiação de onda longa emitida,  $W m^{-2}$ ;

$\varepsilon_o$  - Emissividade da superfície, adimensional; e

$R_L \downarrow$  - Radiação de onda longa incidente,  $W m^{-2}$

O primeiro passo que foi executado foi a calibração radiométrica das bandas da imagem, por meio da qual os pixels expressaram a quantidade de energia liberada por unidade de área (reflectância em superfície). Em seguida, foram derivados índices de vegetação a partir da reflectância de superfície, que indicam o tipo de cobertura do solo que entrará no cômputo da emissividade da superfície. Para esta análise, serão utilizados NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*) e LAI (*Leaf Area Index*) (Santos; Fontana; Alves, 2010).

- Fluxo de calor no solo: Para a determinação do fluxo de calor no solo (estocado no interior do solo e da vegetação, por condução), calcula-se a razão  $G/R_n$  (equação 5).

$$\frac{G}{R_n} = [T_s(0,0038 + 0,0074\alpha)(1 - 0,98NDVI^4)] \quad (5)$$

Em que:

$G$  – Fluxo de calor no solo,  $W m^{-2}$ ;

$R_n$  – Radiação líquida,  $W m^{-2}$ ;

$T_s$  – Temperatura da superfície,  $^{\circ}C$ ;

$\alpha$  – Albedo da superfície, adimensional;

NDVI – Índice de vegetação, adimensional.

- Fluxo de Calor Sensível: É um processo iterativo que envolve a resistência aerodinâmica da superfície, estimada a partir de um registro de velocidade de vento, e a localização na imagem de pontos chamados de pixels-âncora, os quais são pontos que refletem duas condições extremas de fluxo de calor: o pixel frio deve ser localizado em área mais úmidas, como áreas

de várzea, na qual se assume que o fluxo de calor sensível é nulo, e o de calor latente é máximo. Em contraste, o pixel quente deve ser selecionado sobre superfícies secas, como áreas de solo exposto, onde não há umidade disponível para a ocorrência de evapotranspiração (Santos; Fontana; Alves, 2010).

O fluxo de calor sensível ( $\text{W m}^{-2}$ ) é determinado pela equação 6 (Durand *et al.*, 2007):

$$H = \frac{\rho C_p dT}{r_{ah}} \quad (6)$$

Em que:

$\rho$  - Massa específica do ar ( $\text{kg.m}^{-3}$ );

$C_p$  - Calor específico do ar ( $1005 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$ );

$dT$  - Diferença de temperatura entre duas alturas perto da superfície (K);

$r_{ah}$  - Resistência aerodinâmica ( $\text{s.m}^{-1}$ ).

O termo  $r_{ah}$  é calculado em função da velocidade de fricção  $u^*$ , sendo dependente do comprimento de rugosidade  $z_{om}$ . O algoritmo SEBAL assume uma relação linear entre  $T_s$  e  $dT$  (Equação 7).

$$dT = aT_s + b \quad (7)$$

Os coeficientes  $a$  e  $b$  serão calculados a partir do conhecimento de dois pixels extremos (condições de contorno):

- Pixel quente: pixel seco, sem vegetação onde assume-se  $LE=0$

- Pixel frio: Pixel em uma área bem irrigada e vegetada (ou até em um corpo hídrico),

onde tem-se  $dT=0$  e  $H=0$ .

- Fluxo de calor latente e evapotranspiração real horária: Posteriormente aos cálculos da radiação líquida e dos fluxos de calor na superfície, deduz-se o fluxo de calor latente pela Equação 2.

A evapotranspiração real horária foi calculada conforme a Equação 8:

$$ET_h = 3600 \frac{LE}{\rho\lambda} \quad (8)$$

Em que:

LE - Fluxo de calor latente, W m<sup>-2</sup>;

ρ - Massa específica da água, kg m<sup>-3</sup>;

λ - Calor latente de vaporização da água (2,45x10<sup>6</sup> J kg<sup>-1</sup>);

Coefficiente 3600 - Resultante da conversão de variável instantânea em variável horária.

Os dados gerados como subprodutos e toda a sequência de processamento, a partir do SEBAL, geram as seguintes variáveis (Quadro 4):

**Quadro 4.** Variáveis Calculadas no Modelo SEBAL para Evapotranspiração e Balanço de Energia

Variável	Descrição
aS	Albedo da Superfície
aTOA	Albedo no Topo da Atmosfera
CC_432	Composição Colorida (RGB)
dT	Diferença de Temperatura
eNBf	Emissividade de Banda Estreita
ETday	Evapotranspiração Diária
ETi	Evapotranspiração Instantânea
ETof	Evapotranspiração de Referência
G	Fluxo de Calor no Solo
H	Fluxo de Calor Sensível
L	Comprimento de Monin-Obukhov
L01m	Correção de Estabilidade para 0,1m
L2m	Correção de Estabilidade para 2 m
L200m	Correção de Estabilidade para 200m
LAI	Índice de Área Foliar
LET	Fluxo de Evapotranspiração Latente
NDVI	Índice de Vegetação por Diferença Normalizada
Pcold	Máscara de Pixels Frios
Phot	Máscara de Pixels Quentes
Rah	Resistência Aerodinâmica ao Transporte de Calor
RLi	Radiação de Onda Longa Incidente
RLo	Radiação de Onda Longa Saída
Rn	Fluxo de Radiação Líquido

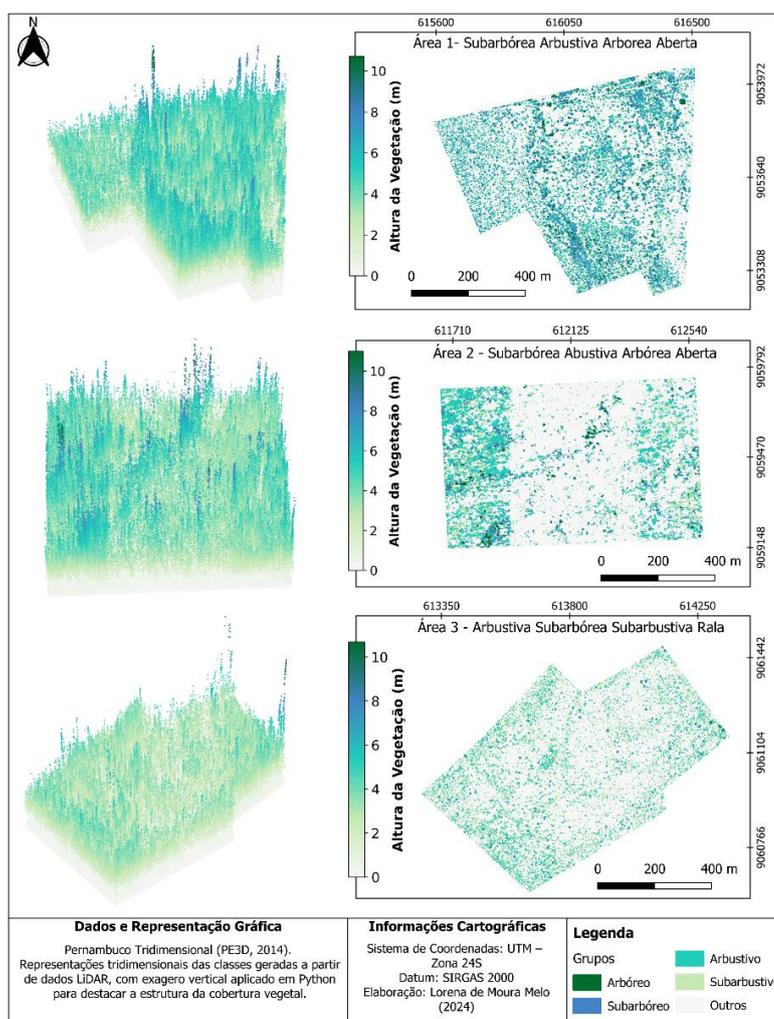
RSI	Radiação de Onda Curta Incidente
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado pelo Solo
Ts	Temperatura de Superfície
Tsw	Transmissividade da Atmosfera
u_astmap	Velocidade de Fricção
Z0map	Comprimento de Rugosidade da Superfície

**Fonte:** A autora (2024).

## 5. RESULTADOS E DISCUSSÃO

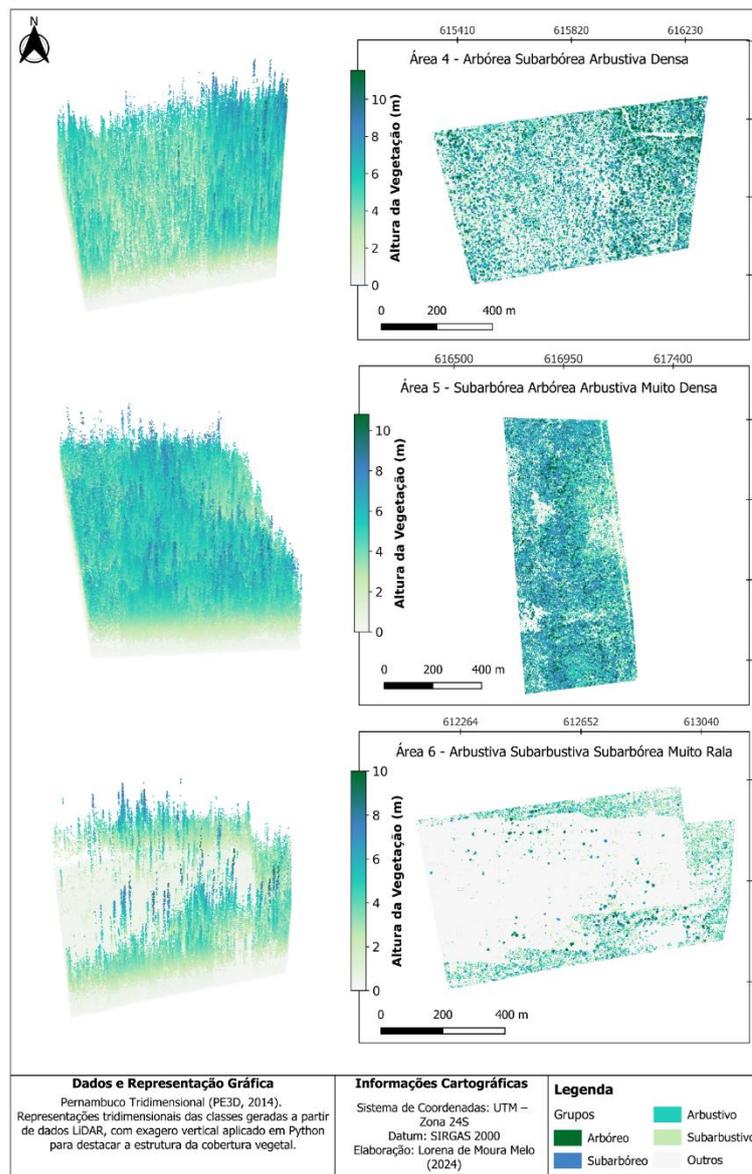
### 5.1 CLASSIFICAÇÃO MORFOESTRUTURAL DA VEGETAÇÃO

Como resultado da classificação morfoestrutural da Caatinga, os dados apresentaram uma heterogeneidade de classes florestais, refletindo na diversidade e complexidade da vegetação da área estudada. Observou-se uma variação significativa das densidades vegetais, com áreas apresentando uma cobertura vegetal de 18% e outras com densidades de até 87%. Em relação ao recobrimento do solo, em termos percentuais, notou-se que as áreas com uma porcentagem elevada indicavam uma floresta densa e madura, já ambientes com uma proporção de cobertura baixa, indicaram áreas mais abertas ou que sofreram perturbações (Tabela 5 e Figuras 15 e 16).



**Figura 15.** Visualização tridimensional e morfoestrutural das Áreas 1, 2 e 3 da Caatinga. A representação tridimensional evidencia os padrões de altura da vegetação por meio de exagero vertical.

**Fonte:** A autora (2024).



**Figura 16.** Visualização tridimensional e morfoestrutural das Áreas 4, 5 e 6 da Caatinga. A representação tridimensional evidencia os padrões de altura da vegetação por meio de exagero vertical.

**Fonte:** A autora (2024).

**Tabela 5.** Classes e Subgrupos da vegetação de diferentes áreas da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

Área	Classe/Subgrupo	Recobrimento do solo (%)
1	Subarbórea Arbustiva Arbórea Aberta	49,40
2	Subarbórea Arbustiva Arbórea Aberta	54,35
3	Arbustiva Subarbórea Subarbustiva Rala	31,97
4	Arbórea Subarbórea Arbustiva Densa	62,91
5	Subarbórea Arbórea Arbustiva Muito Densa	86,67
6	Arbustiva Subarbustiva Subarbórea Muito Rala	18,11

**Fonte:** A autora (2024).

A partir das associações dos diferentes grupos vegetais, foram classificadas 6 áreas, compostas por grupos de plantas com seus respectivos portes, como arbóreo, subarbóreo, arbustivo e subarbustivo. As classificações variaram desde formações arbustivas menos densas até formações arbóreas mais densas (Tabela 6).

**Tabela 6.** Grupos de vegetação de 6 áreas florestais da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE

Áreas	Parâmetros quantitativos	Grupo				Total
		Arbóreo	Subarbóreo	Arbustivo	Subarbustivo	
1	Nº de indivíduos	1.736	4.037	1.745	313	7.831
	%	22,17	51,55	22,28	4,00	100
2	Nº de indivíduos	1.477	5.584	5.143	607	12.811
	%	11,53	43,59	40,15	4,74	100
3	Nº de indivíduos	65	1.542	5.510	1.498	8.615
	%	0,75	17,90	63,96	17,39	100
4	Nº de indivíduos	3.778	3.260	2.017	399	9.454
	%	39,96	34,48	21,33	4,22	100
5	Nº de indivíduos	4.238	4.479	1.231	261	10.209
	%	41,51	43,87	12,06	2,56	100
6	Nº de indivíduos	322	1.308	2.316	1.809	5.755
	%	5,60	22,73	40,24	31,43	100

Fonte: A autora (2024).

Verificando os resultados da associação entre os quantitativos de indivíduos vegetais por grupo, as classes de vegetação e o recobrimento do solo pela vegetação, notou-se que as áreas 1, 2 e 5 têm uma predominância do estrato subarbóreo, no entanto com recobrimentos do solo distintos, 49,40%, 54,35% e 86,67%, respectivamente, além de um quantitativo de plantas que variam entre os ambientes.

Embora as áreas 1 e 2 tenham a mesma classificação, Subarbórea Arbustiva Arbórea Aberta, Área 2 tem uma cobertura do solo próxima de um ambiente denso e, conseqüentemente, um maior quantitativo de indivíduos recobrimdo a sua localidade, assim, ambas se diferenciam nesse aspecto.

A Área 3 é dominada por Arbustos, com uma quantidade considerável de Subarbóreos (1.542) e Subarbustivos (1.498), mas quase sem arbóreos, assim sendo classificada como Arbustiva Subarbórea Subarbustiva Rala, 31,97% de recobrimento, caracterizando-se como a segunda área de menor densidade vegetal.

Outro ponto da análise que merece destaque é a comparação entre as áreas 2 e 5. Embora a Área 2 tenha um menor recobrimento do solo, um indicativo de espaços mais abertos, tem um maior quantitativo de indivíduos (12.811), em comparação com a Área 5 (10.209), há um maior

predomínio de subarbóreos e arbustivos, que são típicos de uma área aberta com vegetação baixa e dispersa.

A Área 5, por outro lado, tem um alto recobrimento do solo, indicando uma vegetação mais densa. Embora tenha menos indivíduos no total, tem uma quantidade consideravelmente maior de arbóreas (4.238 contra 1.477). A presença de uma maior quantidade de arbóreas e subarbóreos sugere uma floresta mais densa e fechada, apesar de haver um menor quantitativo total de plantas.

Comparando-se áreas mais densas, 4 e 5, observa-se que, embora a Área 4 apresente uma predominância das classes arbórea e, em segundo lugar, pela subarbórea, a Área 5 apresenta um maior quantitativo de indivíduos para ambas as classes, mesmo sendo predominada por indivíduos subarbóreos. Além disso, a Área 4 tem uma quantidade maior de arbustos (2.017) em comparação com a Área 5 (1.231), o que indica uma vegetação mais baixa e dispersa. Já analisando as áreas quanto as suas estatísticas descritivas básicas, associadas aos seus diferentes grupos, obteve-se os resultados que constam na Tabela 7 e Figura 17.

**Tabela 7.** Estatísticas descritivas básicas relacionadas aos indivíduos vegetais das 6 áreas florestais e seus respectivos grupos

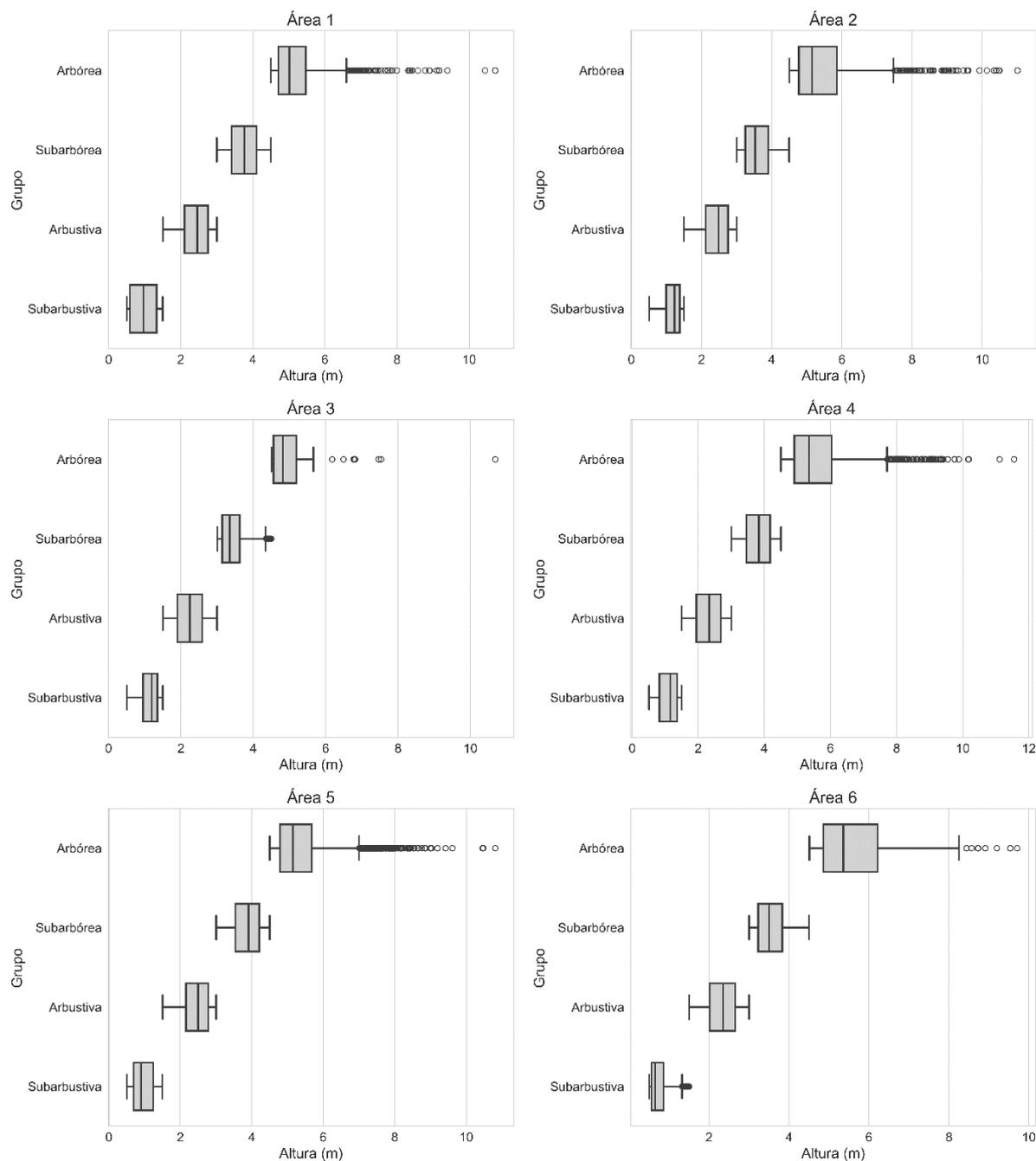
Área	Grupo	Nº de indivíduos	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Área 1	Arbóreo	1.736	5,20	0,69	4,50	10,72
	Subarbóreo	4.037	3,76	0,42	3,00	4,50
	Arbustivo	1.745	2,41	0,40	1,50	3,00
	Subarbustivo	313	0,98	0,35	0,50	1,50
Área 2	Arbórea	1.477	5,47	0,98	4,50	11,00
	Subarbóreo	5.584	3,59	0,40	3,00	4,50
	Arbustivo	5.143	2,42	0,40	1,50	3,00
Área 3	Subarbustivo	607	1,16	0,26	0,51	1,50
	Arbóreo	65	5,15	1,00	4,50	10,68
	Subarbóreo	1.542	3,42	0,33	3,00	4,49
Área 4	Arbustivo	5.510	2,25	0,41	1,50	3,00
	Subarbustivo	1.498	1,13	0,27	0,50	1,50
	Arbóreo	3.778	5,57	0,90	4,50	11,56
Área 5	Subarbóreo	3.260	3,81	0,42	3,00	4,50
	Arbustivo	2.017	2,30	0,43	1,50	3,00
	Subarbustivo	399	1,10	0,31	0,51	1,50
Área 5	Arbóreo	4.238	5,36	0,77	4,50	10,81
	Subarbóreo	4.479	3,86	0,41	3,00	4,50
	Arbustivo	1.231	2,44	0,39	1,50	3,00
	Subarbustivo	261	0,95	0,30	0,50	1,50

Continuação...

Continuação...

Área	Grupo	Nº de indivíduos	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Área 6	Arbóreo	322	5,68	1,06	4,51	9,71
	Subarbóreo	1.308	3,56	0,39	3,00	4,50
	Arbustivo	2.316	2,32	0,40	1,50	3,00
	Subarbustivo	1.809	0,76	0,27	0,50	1,50

Fonte: A autora (2023).



**Figura 17.** Diagrama de caixa (blox-plot) para os grupos de porte vegetal em 6 diferentes áreas florestais.

Fonte: A autora (2023).

Comparando as características quantitativas das 6 áreas em relação aos grupos arbóreo, subarbóreo, arbustivo e subarbustivo, teve-se como resultado variações significativas nas características médias de cada tipologia.

Na subárea Arbórea, a Área 6 apresentou a maior média, registrando 5,68 m, enquanto a Área 3 registrou a menor média, com 5,15 m. Este grupo também mostrou uma variabilidade considerável nos dados, como visto pelo desvio padrão, especialmente na Área 6, que apresentou o valor de 1,06.

Ao observar a tipologia subarbórea, a Área 5 destacou-se com a maior média de 3,86 m, enquanto a Área 3 apresentou a menor média de 3,42 m. As variações nesta subárea, em termos de desvio padrão, foram menos pronunciadas em comparação com a subárea Arbórea.

Já o grupo Arbustivo, a Área 5 também se destacou com a maior média de 2,44 m. A Área 3, em contrapartida, apresentou uma menor média, de 2,25 m. A variabilidade nesta subárea foi observada em todas as 6 áreas. Quanto ao grupo Subarbustivo, a Área 2 registrou a média mais alta, de 1,16 m, enquanto a Área 6 apresentou a menor média de 0,76 m. Destacando-se que a variabilidade nesta subárea foi geralmente menor em comparação com as outras.

Verificando-se outras análises relacionadas a classificação da Caatinga, que seguem a mesma metodologia abordada nesse trabalho, temos Chaves *et al.* (2008). Um trabalho com outra perspectiva, desenvolvido por Francisco *et al.* (2013), no qual a vegetação da bacia hidrográfica do rio Taperoá foi determinada a partir de 9 classes de Caatinga, a partir de dados de sensoriamento remoto. Nele foi verificado que as classes vegetação densa, Arbórea Muito Densa, Subarbórea Arbórea Densa e Subarbórea Densa, representaram 7,7%, 4,29% e 4,07% da área, respectivamente. As classes Arbustiva Subarbórea Densa, Arbustiva Subarbórea Aberta e Arbustiva Subarbustiva Aberta correspondiam a 14,57% da bacia. Enquanto as classes Subarbustiva Arbustiva Rala e Muito Rala totalizaram 3,26% da área.

Já Francisco *et al.* (2012a) utilizaram a mesma metodologia da classificação supracitada à vegetação de áreas de Caatinga da bacia hidrográfica do rio Taperoá, a partir de NDVI e Índice de Biomassa da Vegetação Lenhosa (IBVL), para uma análise temporal, com o fim de verificar variabilidade das classes ao longo do tempo.

Semelhantemente, Morais, Francisco e Melo (2014) desenvolveram uma análise de uso e cobertura da terra, na qual por meio de dados de NDVI, associados a pontos com características distintas de vegetação, foram determinadas 6 classes de cobertura vegetal,

variando de Arbórea a Subarbusiva Arbórea Rala. Assim foi capaz de verificar a distribuição das diferentes tipologias de Caatinga a nível de município.

Trabalhos como Francisco *et al.* (2012b) e Chaves *et al.* (2013), buscaram correlacionar os índices de vegetação (NDVI, SAVI, EVI) e reflectância de bandas espectrais (bandas 3 e 4) ao IBVL para vegetação de Caatinga, em períodos seco e úmido, com o fim de selecionar o melhor índice para identificar e quantificar com boa precisão as áreas florestais desse bioma.

Toda a variabilidade fisionômica da Caatinga, dar-se principalmente quanto à densidade e ao porte das plantas. Mudanças em escala local, a poucas dezenas de metros, são facilmente reconhecíveis e geralmente ligadas a uma alteração ambiental claramente identificável. É o caso do maior porte das plantas nos vales e do menor sobre lajedos e solos rasos, em consequência da maior e menor disponibilidade hídrica. As variações numa escala de regiões, abrangendo milhares de quilômetros quadrados, são mais difíceis de identificar, em virtude dos limites difusos, da causalidade múltipla e da variabilidade local interna a cada uma delas (Amorim; Sampaio; Araújo, 2005).

Padrões fisionômicos, isoladamente, a partir da análise de distribuição do número indivíduos em classes de altura individualizam as caatingas em diferentes classes, como arbórea, arbórea aberta e arbustivo-arbórea. Também, as fisionomias arbóreas tendem a apresentar maiores valores de alturas que as fisionomias arbustivo-arbóreas (Rodal; Martins; Sampaio, 2008).

Já para a compreensão dessa variabilidade de classes de vegetação no semiárido, o entendimento da formação original é essencial, que nesse caso é a Caatinga hiperxerófila. O determinismo ambiental aliado às ações antrópicas, gera diversos tipos dessas caatingas com todas as graduações possíveis de estratos. Situação que se torna bem explícita durante a estação climática mais árida, quando se agrava as condições edáficas da área, modificando toda a dinâmica fisiológica da vegetação (Alves, 2009).

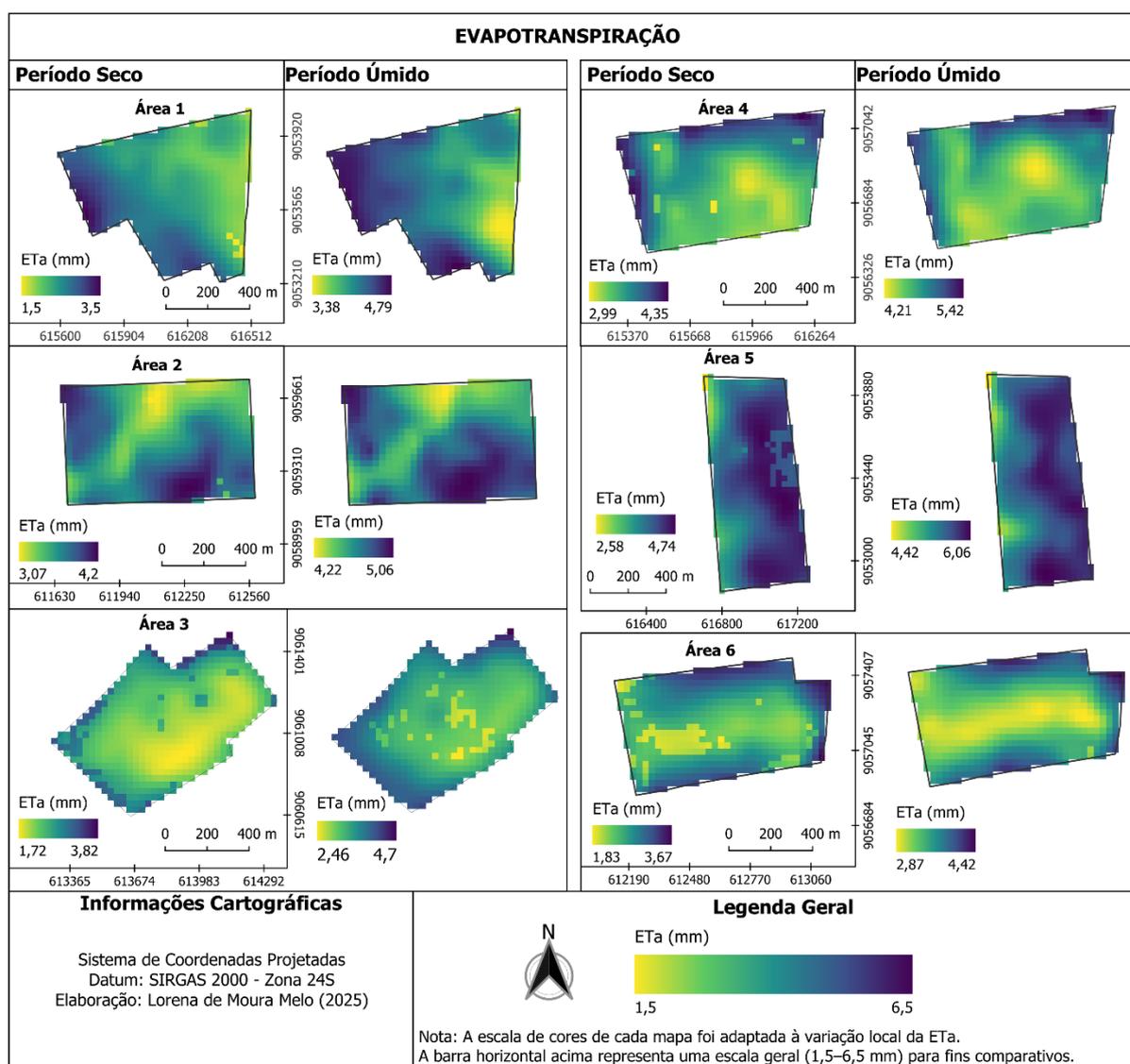
O maior espaçamento entre as plantas, apesar de ser uma característica intrínseca da Caatinga também pode ser interpretado, como indicador de antropização, visto que o predomínio de pastagens naturais e extensivas constrói uma densa rede de trilhas de pastejo e clareiras que vulnerabilizam o conjunto da vegetação (Vale; Perez-Alberti, 2021).

A degradação da Caatinga Arbórea determina o aparecimento de outra unidade abrangente, a Caatinga Arbustiva. Ações antrópicas impulsionam essa degradação, que é favorecida pelos períodos críticos de semiaridez acentuada (Andrade; Oliveira, 2004). Já a elevada densidade de um fragmento florestal pode ser explicada como um reflexo da baixa ação

antropogênica de anos, refletindo em uma maior conservação do remanescente florestal (Pereira Júnior; Andrade; Araújo, 2012).

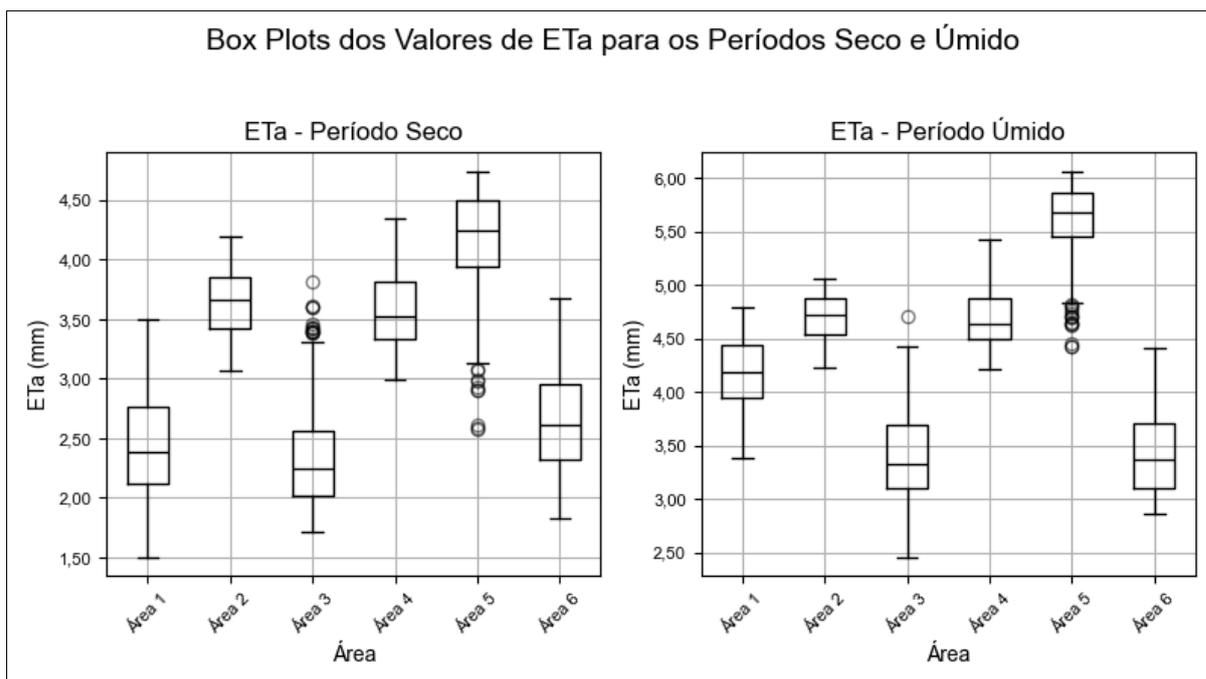
### 5.1.1 Classificação Morfoestrutural da Vegetação: Evapotranspiração, SAVI e NDVI

Como resultado da associação das áreas, com diferentes coberturas vegetais, com a evapotranspiração real ( $ET_a$ ) para os períodos quente e úmido, obteve-se o comportamento dessa variável, nas diferentes classes de vegetação das áreas 1-6 (Figura 18 e 19) e Tabela 8.



**Figura 18.** Comportamento da evapotranspiração real ( $ET_a$ ) nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

Fonte: A autora (2024).



**Figura 19.** Diagrama de caixa (blox-plot) para o comportamento da evapotranspiração real (ETa) nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.  
**Fonte:** A autora (2024).

**Tabela 8.** Estatísticas descritivas básicas para o comportamento da evapotranspiração real (ETa) nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

EVAPOTRANSPIRAÇÃO REAL (E <sub>ta</sub> )								
Área	Período	Máx	Mín	Méd	Med	DesvP	Q1	Q3
Área 1	Seco	3,50	1,50	2,44	2,39	0,40	2,12	2,76
	Úmido	4,79	3,38	4,16	4,18	0,34	3,94	4,44
Área 2	Seco	4,20	3,07	3,65	3,67	0,27	3,43	3,86
	Úmido	5,06	4,22	4,70	4,73	0,20	4,53	4,88
Área 3	Seco	3,82	1,72	2,33	2,25	0,40	2,02	2,56
	Úmido	4,70	2,46	3,40	3,33	0,40	3,11	3,69
Área 4	Seco	4,35	2,99	3,58	3,52	0,31	3,33	3,82
	Úmido	5,42	4,21	4,69	4,64	0,26	4,50	4,88
Área 5	Seco	4,74	2,58	4,17	4,25	0,41	3,94	4,50
	Úmido	6,06	4,42	5,61	5,68	0,32	5,45	5,86
Área 6	Seco	3,67	1,83	2,65	2,61	0,41	2,33	2,96
	Úmido	4,42	2,87	3,42	3,37	0,36	3,11	3,71

**Legenda:** Méd - Média; Med – Mediana; DesvP - Desvio Padrão; Mín - Mínimo; Máx – Máximo; Q1 - Primeiro Quartil; Q3 - Terceiro Quartil.

**Fonte:** A autora (2024).

Analisando o período seco nas áreas 1 (Subarbórea Arbustiva Arborea Aberta), 3 (Arbustiva Subarbórea Subarbustiva Rala) e 6 (Arbustiva Subarbustiva Subarbórea Muito Rala) apresentaram as menores médias de ET<sub>a</sub>, sendo 2,44 mm, 2,33 mm e 2,65 mm, respectivamente. Esses ambientes foram caracterizados com menores quantitativos de cobertura vegetal e,

consequentemente, são mais espaçadas. As quais apresentaram um recobrimento do solo menor que 50%.

Continuando a análise do período seco as áreas 2 (Subarbórea Abustiva Arbórea Aberta), 4 (Arbórea Subarbórea Arbustiva Densa) e 5 (Subarbórea Arbórea Arbustiva Muito Densa), apresentaram valores médios de  $ET_a$  3,65 mm, 3,58 mm e 4,17 mm, respectivamente. Sendo caracterizadas com uma densidade vegetal superior a 50%. Podendo-se destacar a Área 5 (muito densa), na qual o valor chegou ao valor máximo de 4,74 mm.

Quanto ao período úmido as áreas 1 (Subarbórea Arbustiva Arborea Aberta), 3 (Arbustiva Subarbórea Subarbustiva Rala) e 6 (Arbustiva Subarbustiva Subarbórea Muito Rala) continuaram apresentando as menores médias de  $ET_a$ , sendo 4,16 mm, 3,40 mm e 3,42 mm, respectivamente. Apresentam menor densidade de cobertura vegetal e, consequentemente, menor transpiração. Essas áreas mostraram valores mais baixos em ambos os períodos, especialmente durante o período seco.

Os ambientes mais densos no período úmido, sendo representados pelas áreas 2 (Subarbórea Abustiva Arbórea Aberta), 4 (Arbórea Subarbórea Arbustiva Densa) e 5 (Subarbórea Arbórea Arbustiva Muito Densa), apresentaram valores médios de  $ET_a$  de 4,70 mm, 4,69 mm e 5,61 mm, respectivamente. Esses locais registraram os maiores valores médios de  $ET_a$ , com maior capacidade de transpiração e retenção hídrica, especialmente no período úmido.

Estudos realizados na Bacia do Rio Brígida, mostraram que os maiores valores de ET ocorreram em áreas de maior densidade, devido as áreas apresentarem uma maior cobertura do dossel. A análise da evapotranspiração em áreas de vegetação natural apresenta valores baixos de ET, enquanto as áreas de dossel denso apresentam valores maiores (Santos *et al.*, 2017; Silva *et al.*, 2017).

Também foi avaliada a pesquisa realizada na Bacia Hidrográfica do Rio Piranhas-Açu (PARB), durante um ano seco e um ano chuvoso. Nessa área, a variabilidade de evapotranspiração entre as classes Caatinga arbustiva e Caatinga arbórea apresentam taxas máximas mensais de 89,2 mm e 93,6 mm em março, após a ocorrência dos maiores volumes de chuva, e taxas mínimas de 23,9 mm e 29,8 mm em setembro. A diferença média absoluta entre as taxas de ET m dessas classes foi de 2,6 mm, o que é irrelevante em termos mensais (Mutti *et al.*, 2019).

A realização de discriminações da vegetação à obtenção da ET, facilita a compreensão da dinâmica dessa variável na Caatinga, pois o uso de modelos de balanço de energia à

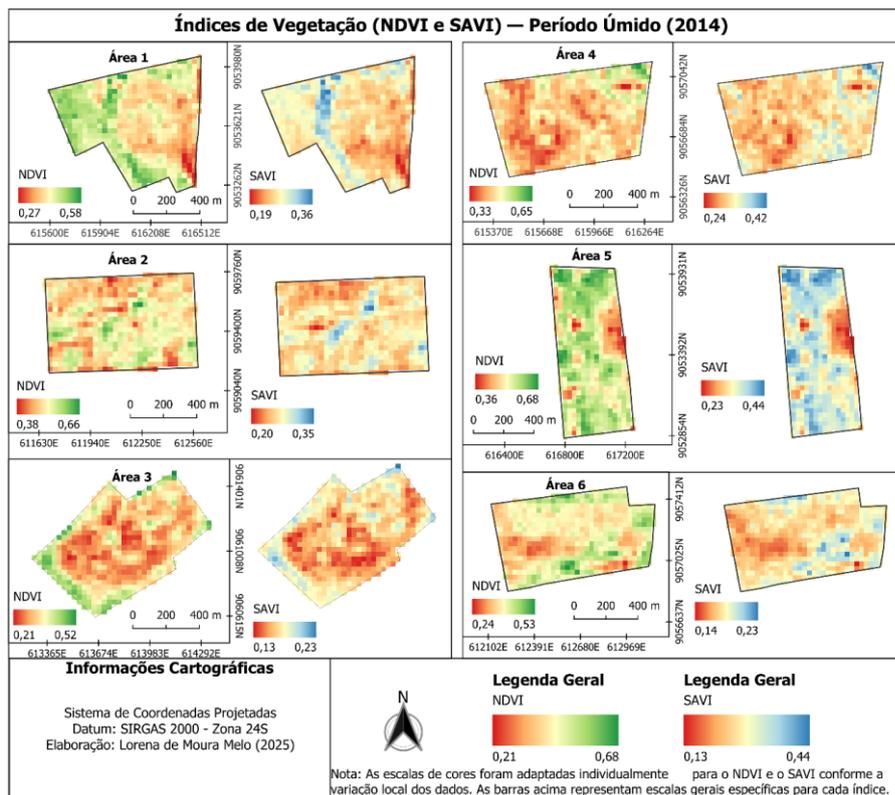
superfície (SEB) baseados em sensoriamento remoto possuem dificuldades para estimar a evapotranspiração em áreas heterogêneas, como em regiões de Florestas Tropicais Sazonalmente Secas (SDTF), onde há uma grande variação espaço-temporal na densidade e nos parâmetros estruturais da vegetação, como altura da copa, formato da copa e ramificação, e disponibilidade de água (Bezerra *et al.*, 2023).

Assim, a análise dos valores de ET está criticamente relacionada ao entendimento das características da vegetação (Lima *et al.*, 2021). A ciência sobre a fisiologia das espécies, aspectos hidrológicos e meteorológicos da Caatinga é essencial para a compreensão dos baixos valores de ET no período seco. Nessa estação, há a expressividade do estado caducifólio ou fechamento parcial dos estômatos das poucas espécies perenes devido à escassez hídrica e pluvial no período. Os maiores valores de ET são registrados na estação chuvosa, quando a fisiologia e o metabolismo das espécies da Caatinga estão totalmente ativos (Marques *et al.*, 2020).

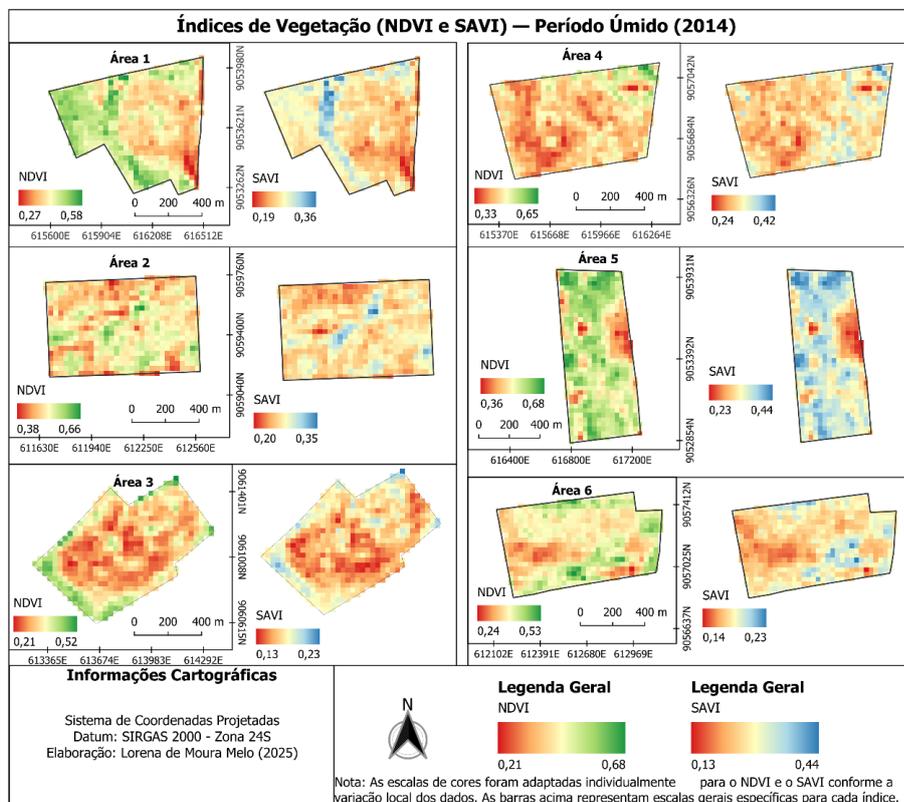
É evidenciado por Mutti *et al.* (2019) que na estação seca, as diferenças entre a caatinga arbustiva e caatinga arbórea, quanto aos valores evapotranspiração, tornam-se mais evidentes, pois a vegetação arbustiva, que perde rapidamente suas folhas no início da estação seca (menores valores de ET), seguida pela arbórea, que demora um pouco mais para perder completamente sua folhagem (maiores valores de ET) devido à sua maior área foliar. Ao passo que quando a vegetação arbórea perde completamente suas folhas, a diferença entre as vegetações torna-se menos perceptível, com taxas de ET semelhantes. Assim, do ponto de vista ecológico, as respostas da ET em diferentes coberturas vegetais da Caatinga podem lançar luz sobre o comportamento das florestas semiáridas.

Iniciando a análise dos índices de vegetação, NDVI e SAVI, com o fim de detectar o comportamento da vegetação nos períodos seco e úmido, e selecionar o melhor índice e período que representem com mais assertividade as características espectrais da vegetação, será dada a continuação das análises.

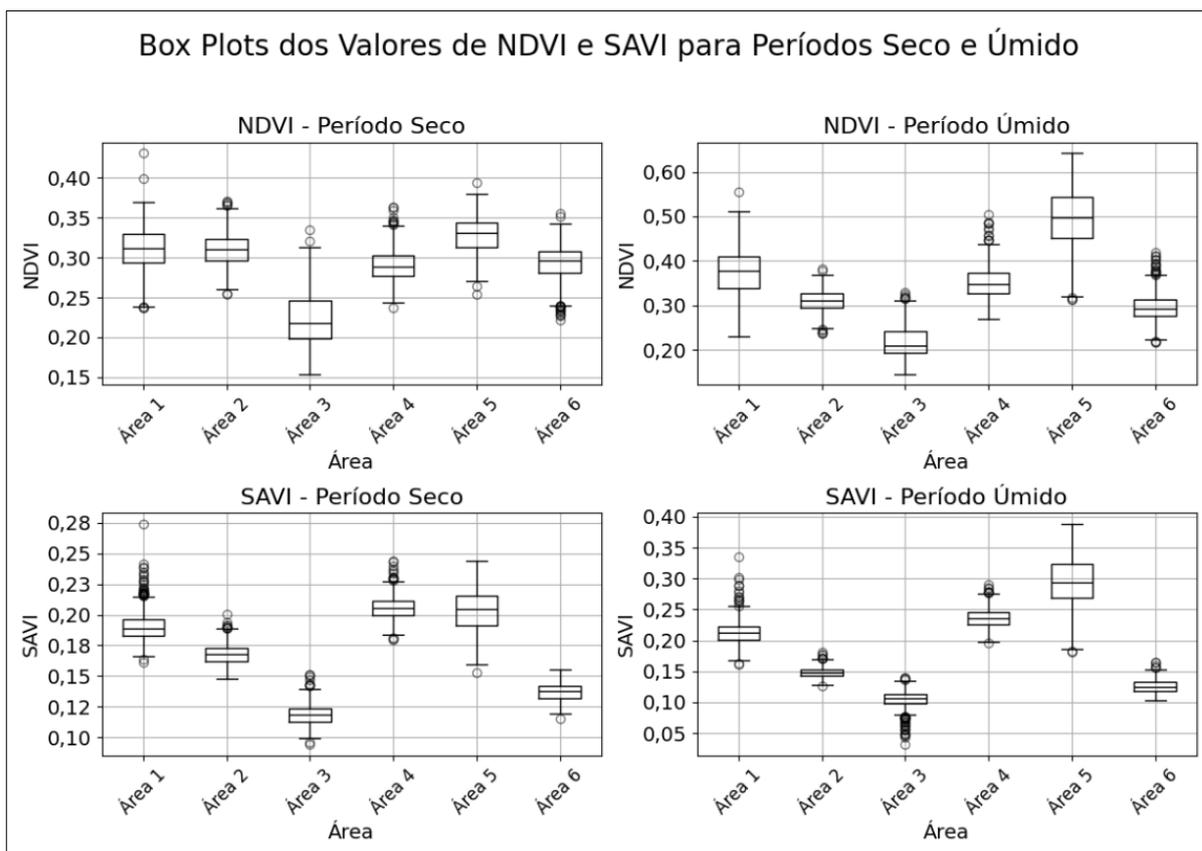
Em relação ao comportamento do NDVI e SAVI nas áreas 1-6, em diferentes coberturas vegetais e períodos (seco e úmido), terão as suas variações expressas nas Figuras 20, 21 e 22 e Tabela 9.



**Figura 20.** Comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para o período seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.  
Fonte: A autora (2024).



**Figura 21.** Comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para o período úmido, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.  
Fonte: A autora (2024).



**Figura 22.** Diagrama de caixa (blox-plot) para o comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.  
**Fonte:** A autora (2024).

Tabela 9. Estatísticas descritivas básicas para o comportamento do NDVI e SAVI nas áreas de 1-6, para os períodos úmido e seco, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

Área	Índice	Período	Máx	Mín	Méd	Med	DesvP	Q1	Q3
Área 1	NDVI	Seco	0,431	0,237	0,312	0,311	0,027	0,293	0,330
		Úmido	0,576	0,269	0,426	0,425	0,060	0,382	0,470
	SAVI	Seco	0,274	0,161	0,191	0,189	0,012	0,183	0,196
		Úmido	0,361	0,194	0,266	0,265	0,027	0,250	0,282
Área 2	NDVI	Seco	0,371	0,254	0,311	0,310	0,021	0,297	0,324
		Úmido	0,655	0,378	0,497	0,498	0,045	0,466	0,528
	SAVI	Seco	0,200	0,148	0,168	0,168	0,008	0,162	0,173
		Úmido	0,347	0,196	0,258	0,257	0,020	0,245	0,270
Área 3	NDVI	Seco	0,335	0,154	0,224	0,217	0,032	0,198	0,246
		Úmido	0,519	0,208	0,326	0,316	0,063	0,275	0,365
	SAVI	Seco	0,151	0,094	0,118	0,118	0,009	0,113	0,123
		Úmido	0,232	0,132	0,167	0,166	0,017	0,155	0,179
Área 4	NDVI	Seco	0,364	0,237	0,291	0,289	0,021	0,277	0,302
		Úmido	0,650	0,332	0,443	0,437	0,049	0,408	0,473
	SAVI	Seco	0,244	0,180	0,206	0,205	0,009	0,200	0,211
		Úmido	0,416	0,245	0,312	0,309	0,024	0,295	0,326

Continua...

Continua...

Área	Índice	Período	Máx	Mín	Méd	Med	DesvP	Q1	Q3
Área 5	NDVI	Seco	0,394	0,254	0,327	0,330	0,024	0,313	0,344
		Úmido	0,682	0,362	0,550	0,561	0,065	0,511	0,598
	SAVI	Seco	0,244	0,152	0,203	0,205	0,018	0,192	0,215
		Úmido	0,438	0,233	0,350	0,357	0,042	0,330	0,378
Área 6	NDVI	Seco	0,356	0,222	0,293	0,297	0,022	0,281	0,308
		Úmido	0,533	0,236	0,380	0,377	0,049	0,348	0,410
	SAVI	Seco	0,156	0,116	0,137	0,138	0,007	0,132	0,142
		Úmido	0,233	0,136	0,178	0,176	0,015	0,168	0,187

**Legenda:** Méd - Média; Med - Mediana; DesvP - Desvio Padrão; Mín - Mínimo; Máx - Máximo; Q1 - Primeiro Quartil; Q3 - Terceiro Quartil.

**Fonte:** A autora (2024).

No período seco, o NDVI apresentou valores médios que variaram de 0,224 a 0,327, com as áreas mais densas de vegetação apresentando valores mais altos (Área 5 - média de 0,327). Em geral, as áreas com menor cobertura vegetal, como Área 3, apresentaram valores médios mais baixos (0,224). O desvio padrão foi menor na maioria das áreas no período seco, sugerindo que a vegetação foi mais homogênea, com menores variações no vigor da vegetação. O local com maior desvio padrão foi a Área 3 (0,032), caracterizada por um NDVI heterogêneo (valores altos nos pontos densos e valores baixos nas áreas mais abertas).

Já no período úmido o NDVI teve os seus valores elevados em todas as áreas, com valores médios variando de 0,326 a 0,550. Os locais com maior densidade da vegetação, como a Área 5, apresentaram o maior valor médio de 0,550. O desvio padrão também aumentou no período úmido, como é o caso da Área 5, que teve um aumento de 0,024 para 0,065. Esses aumentos podem refletir o aumento na atividade fotossintética, devido à maior disponibilidade de água para a vegetação.

Avaliando o SAVI no período seco, constatou-se que os seus valores médios para vegetação variaram entre 0,118 e 0,206, com dados mais baixos observados nas áreas de vegetação mais rala, como a Área 3 (0,118) e a Área 6 (0,137), como esperado. Isso reflete a menor quantidade de vegetação e atividade fotossintética. O desvio padrão manteve-se baixo em quase todas as áreas, oscilando entre 0,007 e 0,021, indicando uma vegetação relativamente homogênea. Apenas em locais como a Área 5 (desvio padrão de 0,018), houve uma maior variação no vigor da vegetação, refletindo heterogeneidade de vegetação nessas áreas.

No período úmido, o índice supracitado foi elevado em várias áreas, com valores médios variando entre 0,167 e 0,350. O aumento mais significativo foi observado na Área 5, onde o SAVI subiu de 0,203 para 0,350, do mesmo modo o seu desvio padrão de (0,018 para 0,042). Também havendo um aumento dessa medida em várias áreas. Esse comportamento foi

identificado em outras áreas também, indicando que o vigor da vegetação aumentou com o período chuvoso, mas de forma espacialmente heterogênea.

De forma semelhante a essa pesquisa Bezerra *et al.* (2017) em uma análise dos índices de vegetação aplicados na região alta da bacia do rio Moxotó, identificaram as diferenças entre a cobertura vegetal determinada, por meio do SAVI, que apresentou médias de 0,147 e 0,155 para os anos de 2009 e 2017 (destacando sua correção aos efeitos do solo), e o NDVI, que expôs valores médios para 2009 e 2017 de 0,256 e 0,264, mostrando um crescimento da cobertura vegetal e atividade fotossintética. Sendo este último índice o que apresentou maiores valores.

Ainda que o SAVI tenha sido projetado para corrigir a influência do solo, pode ter atenuado as diferenças sutis entre áreas de vegetação densa e esparsa. Podendo tornar mais difícil a distinção entre diferentes classes de vegetação ou detectar mudanças sutis na saúde da vegetação. Embora tenha sido realizada a sua calibração, de acordo com as densidades da vegetação, houve os efeitos do solo nos pixels, o que pode ter gerado a agregação de solos e os tipos de vegetação (PETTORELLI *et al.*, 2005).

Os resultados para o SAVI podem estar superestimando as coberturas de Caatingas, caracterizando-as com mais antropismos, que se expressam no NDVI como solo exposto. Já o NDVI respondeu de uma forma satisfatória com as condições encontradas no reconhecimento de coberturas feito em campo. Vale a pena ressaltar, que a variável clima, para períodos seco e úmido é uma constante que determina de forma significativa a resposta da vegetação da Caatinga (Ballén; Souza; Lima, 2016).

Os menores valores de NDVI estão associados ao período seco, que afeta a fisiologia da vegetação, podendo causar senescência das folhas. Essas mudanças sazonais da vegetação estão relacionadas a fisiologia da planta e mudanças de curto prazo. Além disso, este índice é um indicador-chave de sensoriamento remoto relacionado à cobertura e à umidade do solo (Teixeira *et al.*, 2017; Rhif *et al.*, 2022).

Possui sensibilidade na identificação de mudanças na vegetação e sua variação pode descrever as diferentes propriedades da superfície terrestre (Kattimani; Prasad, 2016). Sendo particularmente eficaz em períodos úmidos, pelo fato da vegetação está no auge do seu vigor, e o contraste entre vegetação saudável e outras superfícies (como solo exposto) pode ser maximizado. O período úmido tendeu a reduzir a influência do solo nas medições do índice, o que foi benéfico para distinguir áreas com diferentes densidades e tipos de vegetação.

Sabendo-se que o NDVI é definido por valores que variam de -1 a 1, à medida que o valor se aproxima de 0, demonstrará um ambiente com ausência de vegetação, e quanto mais

próximo de 1, indicará uma vegetação saudável e densa, podendo ter sido observada tal distinção entre as vegetações mais densa e ralas (Nascimento; Lima; Lima, 2014).

Para cobertura vegetal, geralmente varia de 0,1 a 0,8. Os valores dependem da arquitetura da copa, da densidade e umidade da vegetação. Os menores valores (0-0,2) podem representar o solo exposto, pequenos aglomerados urbanos ou mesmo áreas cobertas por vegetações rala, caducifólias ralas, que não se mantêm verde na estação seca. Valores elevados (entre 0,4 e 0,8) estão associados a uma cobertura vegetal mais verde e densa, sendo mais facilmente identificada em períodos chuvosos, que possibilitam condições favoráveis à resiliência e ao desenvolvimento de biomassa da Caatinga. Enquanto valores baixos (entre 0,2 e 0,3) representam baixa cobertura vegetal (Bezerra *et al.*, 2014; Cunha *et al.*, 2015).

Os valores desse índice nas áreas semiáridas, mostram-se baixos e demonstram ser fortemente dependentes da disponibilidade de água das plantas nos meses chuvosos. Essa região é caracterizada por uma vegetação composta por arbustos e pequenas árvores que geralmente são espinhosas e caducifólias e perdem as folhas no início da estação seca. Durante a estação seca, os valores de NDVI na vegetação de caatinga são baixos, enquanto nos meses chuvosos os valores são mais elevados devido à resposta da vegetação (Cunha *et al.*, 2015).

Com o fim de melhor compreender a dinâmica da vegetação a partir do NDVI, é indicado realizar estudos espaço-temporais e, assim, compreender as modificações e características bióticas e abióticas dos ecossistemas semiáridos (Barbosa; Hueti; Baethgen, 2006). Sendo capaz de efetuar o mapeamento de diferentes fitofisionomias da Caatinga (Ballén; Souza; Lima; 2016) e, assim, identificar as variações de valores entre a vegetação mais densa e muito rala (Ribeiro *et al.*, 2014), esse índice permite o monitoramento da densidade e do estado de vigor da vegetação verde sobre a superfície terrestre (Francisco *et al.*, 2012).

Por fim, considerando a análise e os resultados, o NDVI foi selecionado como melhor índice para a identificação dos diferentes tipos de vegetação, devido a sua capacidade de distinguir a heterogeneidade da área, tanto quanto a vegetação como os demais usos da terra (BEZERRA *et al.*, 2014). Sendo um índice bem-sucedido em pesquisas sobre tendências temporais, espaciais e variação na distribuição, produtividade e dinâmica da vegetação, monitoramento da degradação e fragmentação de habitat e efeitos ecológicos de desastres climáticos como seca ou incêndio (PETTORELLI *et al.*, 2005).

## 5.2 USO E COBERTURA DA TERRA E EVAPOTRANSPIRAÇÃO

Como resultado da acurácia das classificações, obteve-se os dados que constam na Tabela 10, onde os resultados observados se aproximam de 1, mostrando classificações assertivas (Wadt; Silva, 2010). Quanto aos dados obtidos a partir da classificação, expressaram a dinâmica do uso e cobertura da terra e, conseqüentemente, as transformações ocorridas ao longo de 35 anos, como pode ser visto na Figura 23 e 24 e Tabelas 11 e 12.

**Tabela 10.** Acurácia global, referente as classificações supervisionadas realizadas para um período de 35 anos.

Ano	Acurácia global
1986	0,9929
1993	0,9924
2000	0,9982
2007	0,9892
2014	0,9748
2021	0,9906

Fonte: A autora (2024).



**Figura 23.** Uso e cobertura da terra para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

Fonte: A autora (2024).

**Tabela 11.** Áreas em hectares (ha) e porcentagem (%) das classes de uso e cobertura da terra, para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE

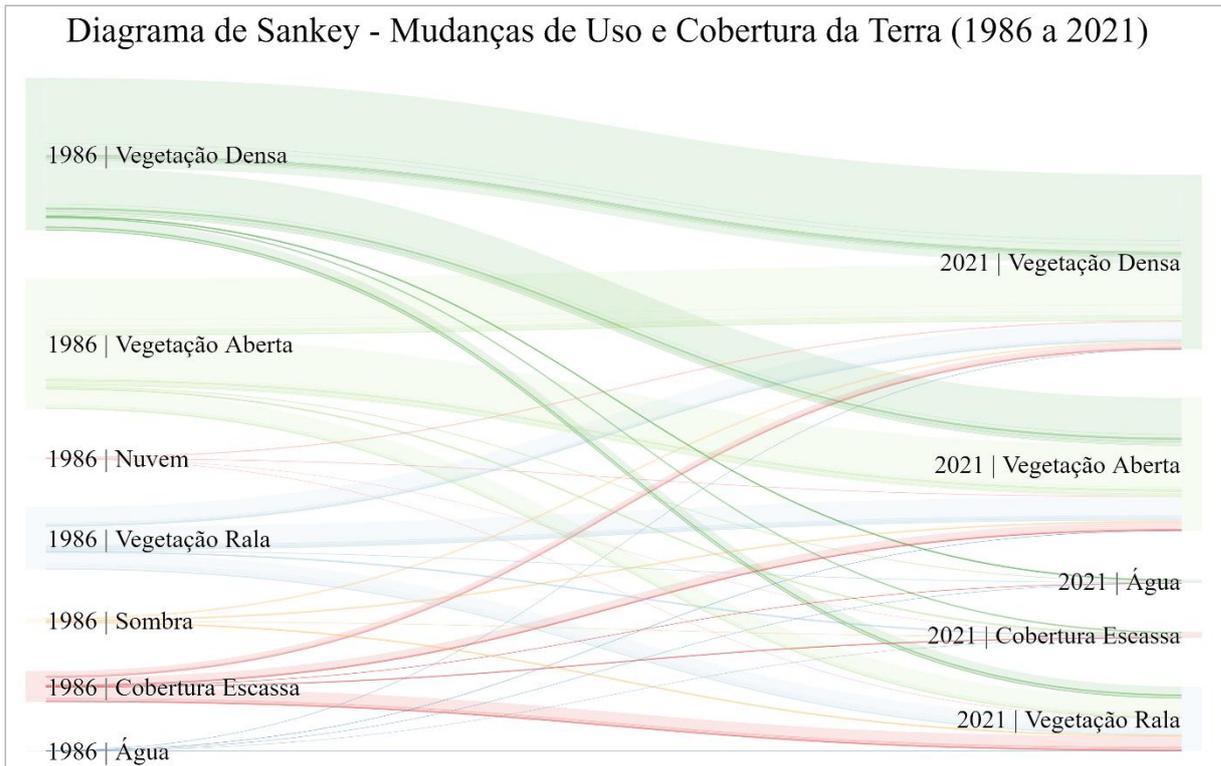
CLASSES	1986		1993		2000		2007		2014		2021	
	há	%	ha	%	Há	%	ha	%	ha	%	ha	%
Vegetação Densa	2.164,74	39,79	1.858,30	34,15	1.895,36	34,84	2.096,30	38,53	2.036,17	37,42	2.482,08	45,62
Vegetação Aberta	1.849,82	34,00	1.976,64	36,33	1.953,38	35,90	1.637,64	30,10	2.087,88	38,37	1.890,39	34,74
Vegetação Rala	883,00	16,23	1.470,59	27,03	1.518,29	27,90	1.657,14	30,46	1.117,10	20,53	918,65	16,88
Cobertura Escassa	436,87	8,03	133,71	2,46	73,29	1,35	44,12	0,81	194,75	3,58	90,67	1,67
Água	11,79	0,22	1,71	0,03	0,63	0,01	5,76	0,11	5,04	0,09	59,15	1,09
Nuvem	22,42	0,41	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Sombra	72,30	1,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Total	5.440,95	100,00	5.440,95	100,00	5.440,95	100,00	5.440,95	100,00	5.440,95	100,00	5.440,95	100,00

Fonte: A autora (2024)

**Tabela 12.** Adições e perdas das classes de uso e cobertura da terra, para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE

CLASSES	1986-1993		1993-2000		2000-2007		2007-2014		2014-2021		1986-2021	
	Área											
	Há	%	ha	%	Há	%	Há	%	ha	%	ha	%
Vegetação Densa	-306,44	-5,63	37,06	0,68	200,94	3,69	-60,13	-1,11	445,91	8,20	317,34	5,83
Vegetação Aberta	126,82	2,33	-23,26	-0,43	-315,74	-5,80	450,24	8,28	-197,49	-3,63	40,57	0,75
Vegetação Rala	587,59	10,80	47,70	0,88	138,85	2,55	-540,03	-9,93	-198,46	-3,65	35,65	0,66
Cobertura Escassa	-303,15	-5,57	-60,42	-1,11	-29,17	-0,54	150,63	2,77	-104,08	-1,91	-346,20	-6,36
Água	-10,08	-0,19	-1,08	-0,02	5,13	0,09	-0,72	-0,01	54,11	0,99	47,36	0,87
Nuvem	-22,42	-0,41	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-22,42	-0,41
Sombra	-72,30	-1,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	-72,30	-1,33
Total	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Fonte: A autora (2024)



**Figura 24.** Diagrama de Sankey das mudanças de uso e cobertura da terra entre 1986 e 2021. A espessura das faixas é proporcional à área convertida entre as classes ao longo do tempo.  
**Fonte:** A autora (2024)

Analisando o período de 1986 a 1993 verificou-se uma redução de 306,44 ha (-5,63%) da vegetação densa, 303,15 ha (-5,57%), cobertura escassa, 10,08 ha (-0,19%) da água, nuvem 22,42 ha (-0,41%) e sombra 72,30 ha (-1,33%). Havendo um aumento nas áreas de vegetação aberta (126,82 ha; 2,33%) e vegetação rala (587,59 ha; 10,80%).

A redução das áreas de vegetal densa, contribuiu para a expansão da vegetação rala, devido a prática de agricultura, desmatamento, entre outros fatores que ampliam a degradação (Silva, V. *et al.*, 2020). Essa redução da área de vegetação densa, neste período, tem como um dos motivos a realização de corte raso pela técnica de correntão, em 1987, em uma área ao sul da fazenda, para o plantio de eucalipto. No entanto, a mesma foi abandonada e está em regeneração há 38 anos (Oliveira *et al.*, 2021b).

Outro aspecto relatado, foi a presença de rebanhos caprinos e ovinos em pastejo extensivo, os quais desfavorecem a regeneração das espécies (Ferraz *et al.*, 2014). Historicamente, além da perturbação gerada pelo desmatamento por correntão, a área tem a sua paisagem modificada em decorrência das roças de algodão, pastagem de caprinos e exploração madeireira (Marangon *et al.*, 2016).

Quanto a redução do quantitativo de recursos hídricos, deve-se a característica climática da região. Dentro do período de análise, 1986 a 1993, nos anos de 1987 e 1998 ocorreram secas severas no Nordeste. Os impactos foram enormes e com o aumento da população e das atividades humanas, o meio ambiente ficou menos resiliente e a região se tornou mais vulnerável (Magalhães; Martins, 2011). Conforme os dados obtidos no CHIRPS, as menores precipitações acumuladas anuais ocorreram em 1987 (477,249 mm), 1990 (333,347 mm), 1993 (253,736 mm) e 1998 (258, 247 mm) (Figura 4). Assim, comprovando-se reduções obtidas.

Em relação ao período de 1993 - 2000 houve acréscimos na vegetação densa (37,06 ha; 0,68%) e vegetação rala (47,70 h; 0,88%). Já as áreas de vegetação aberta (23,26 ha; 0,43), cobertura escassa (60,42 ha; 1,11%) e água (1,08 ha; 0,02%) apresentaram decréscimos. Como já exposto anteriormente, o ano de 1993 apresentou uma baixa precipitação acumulada anual (253,736 mm), o que favoreceu a redução dos recursos hídricos no local de estudo.

Para este período foram notados pontos positivos, pois ao reduzir a vegetação aberta, houve um acréscimo da vegetação densa. Já a redução das áreas de solo exposto, refletiu no aumento da vegetação rala. Esses aspectos refletem na regeneração da fazenda. Locais degradados, que foram abandonadas e deixados em pousio, assim, é razoável esperar que a regeneração natural da Caatinga tenda a aumentar (Silva *et al.*, 2024).

O período de 2000-2007 demonstrou um aumento de vegetação densa (200,94 ha; 3,69%) e redução da vegetação aberta (315,74 ha; 5,80%). Outro ponto positivo foi o aumento da vegetação rala (138,85 ha; 2,55%) e a diminuição da cobertura escassa (29,17 ha; 0,54%) e o aumento da classe água em 5,13 ha (0,09%).

A precipitação anual acumulada para 2007 foi 455,994 mm. A imagem usada para obter os dados desse ano se refere a abril. No entanto, em fevereiro, houve uma maior precipitação, 171,968 mm, o que pode ter influenciado o aumento dos recursos hídricos.

Já a expressividade de regeneração florestal, a partir de processos sucessionais sobre as áreas desmatadas ou de vegetação mais aberta, mostra uma progressão de estágios durante os quais as florestas apresentaram um enriquecimento gradual de espécies e um aumento em complexidade estrutural e funcional. Assim, campos antigos que inicialmente substituem as clareiras abandonadas se transformam em florestas jovens regenerantes, dominadas por espécies de árvores pioneiras de crescimento rápido e alta dispersão (Chazdon, 2012).

Por outro lado, entre o período 20007- 2014 houve acontecimentos relevante em relação ao território da fazenda. Tendo-se um ganho de 150,63 ha (2,77%) de cobertura escassa. Possuindo como um dos pontos contribuintes, o transcorrer das obras da transposição do rio

São Francisco, que em 2007 teve o início as obras no eixo leste em Pernambuco (Pires, 2019). No entanto, suas modificações na área fazenda se deram por volta de 2009.

Quanto aos recursos hídricos, mesmo estando estabelecido o reservatório de Muquém no local estudado, houve um valor negativo para a classe água (- 0,72 ha; -0,01%). Isso se deu devido a uma seca contínua (na maior parte de 2010-2013, com pouco alívio no meio), que ocorreu Nordeste semiárido, a qual foi a pior nas últimas décadas, se não nos últimos 100 anos; ocasionando devastação para alguns produtores agrícolas, pecuários e industriais (Gutiérrez *et al.*, 2014).

Já a redução de vegetação densa em 60,13 ha (1,11%), contribuiu para o maior espaçamento entre as plantas, apesar de ser uma característica intrínseca da Caatinga, também podendo ser interpretada, como indicador de antropização (Vale; Perez-Alberti, 2021).

Houve um aumento de áreas de vegetação aberta (450,24 ha; 8,28%) e redução da vegetação rala (540,03 ha; 9,93%). Esse fato se vê tanto de uma forma positiva, considerando o adensamento da vegetação, como de uma forma negativa, pois houve o aumento tanto de áreas antropizadas quanto de redução de áreas densas. Assim, a partir da redução da Caatinga Arbórea favorece o surgimento da modalidade Arbustiva. Tendo-se as ações antrópicas como propulsoras da degradação, que é favorecida pela semiaridez acentuada (Andrade; Oliveira, 2004).

As variações no período de 2014 – 2021 expressaram o aumento das áreas de vegetação densa (445,91 ha; 8,20%) e recursos hídricos (54,11 ha; 0,99%). Um aspecto contribuinte para os acréscimos nas áreas de recursos hídricos foi finalização das obras da transposição do Rio São Francisco. A área da fazenda é cortada pela transposição, na qual foi instalado o reservatório de Muquém, que recebe água de Itaparica (Brasil, 2016).

Já a redução das áreas de cobertura escassa (104,08 há; 1,91%), ocorreram devido ao aumento dos recursos hídricos no reservatório e, também, pelo aumento da densidade da vegetação. Já a elevada densidade dos fragmentos florestais locais, pode ser atribuída à redução da interferência humana ao longo dos anos, o que resultou em uma melhor preservação dos remanescentes florestais (Pereira Júnior; Andrade; Araújo, 2012).

O período de 1986 - 2021 exibiu que todas as modalidades de cobertura vegetal tiveram acréscimos, sendo 317,34 h (5,83%) na vegetação densa, 40,57 ha (0,75%) na vegetação aberta e 35,65 (0,66%) na vegetação rala, além de um aumento nas áreas de água (47,36 ha; 0,87%). Havendo reduções nas áreas de cobertura escassa (346,20 ha; 6,36%), nuvem (22,42 ha; 0,41%) e sombra (72,30 ha; 1,33%). A redução das áreas de solo descoberto corrobora com o aumento

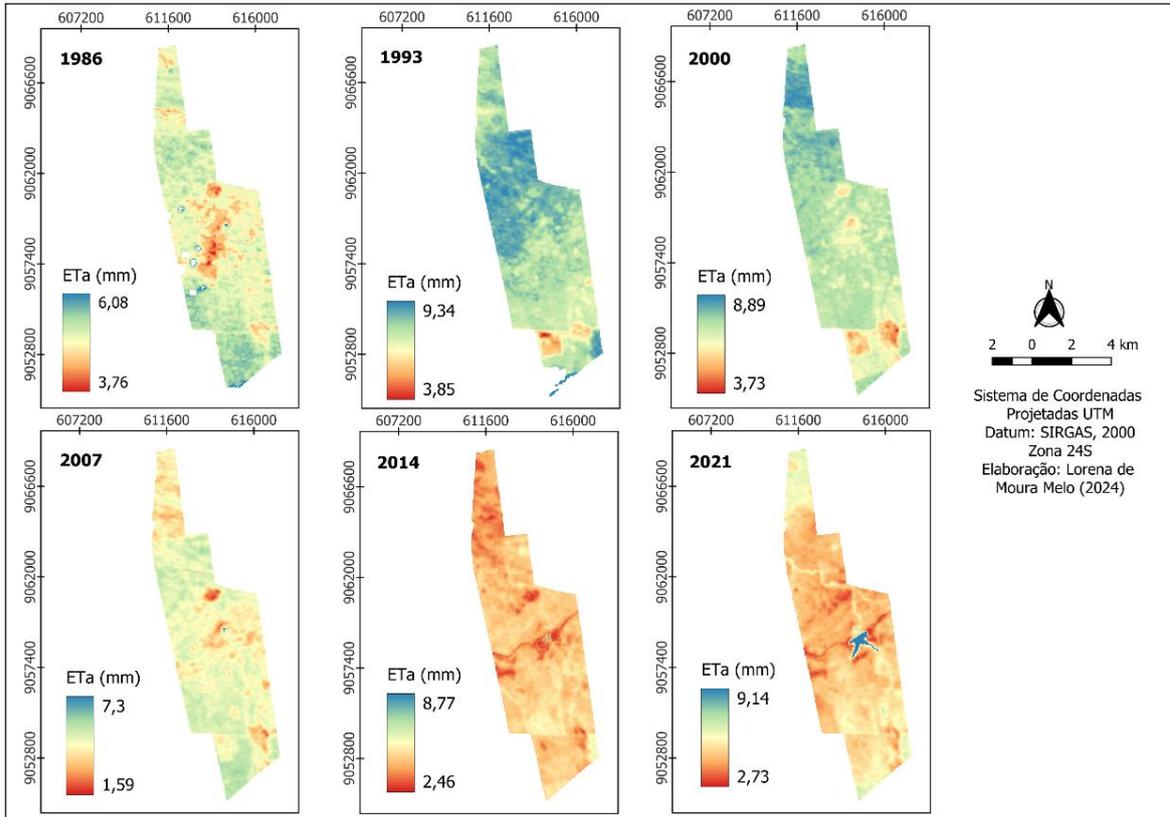
nas áreas de vegetação. Em relação aos aumentos dos recursos hídricos, esses estão associados ao maior contingente hídrico no reservatório de Muquém.

Os notáveis acréscimos na vegetação densa e aumento das áreas de vegetação aberta e rala são pontos positivos. Remontando aos antecedentes da área, sabe-se que ela tem um histórico de degradação tanto em relação a supressão, corte raso em 1987, extração de lenha, agricultura e caprinocultura. Assim, devendo preservar essas áreas de vegetação nativa, incluindo aquelas que estão se regenerando de desmatamentos anteriores (Nogueira *et al.*, 2024).

Esses avanços na vegetação semiárida, ressalta a importância de preservar o bioma Caatinga e seus ecossistemas, considerando a sua vulnerabilidade e comprometimento da regeneração natural, que são afetados pelas mudanças climáticas, que devido a esses aspectos, pode culminar em uma crescente perda de biodiversidade e desequilíbrio ecológico (Souza *et al.*, 2024).

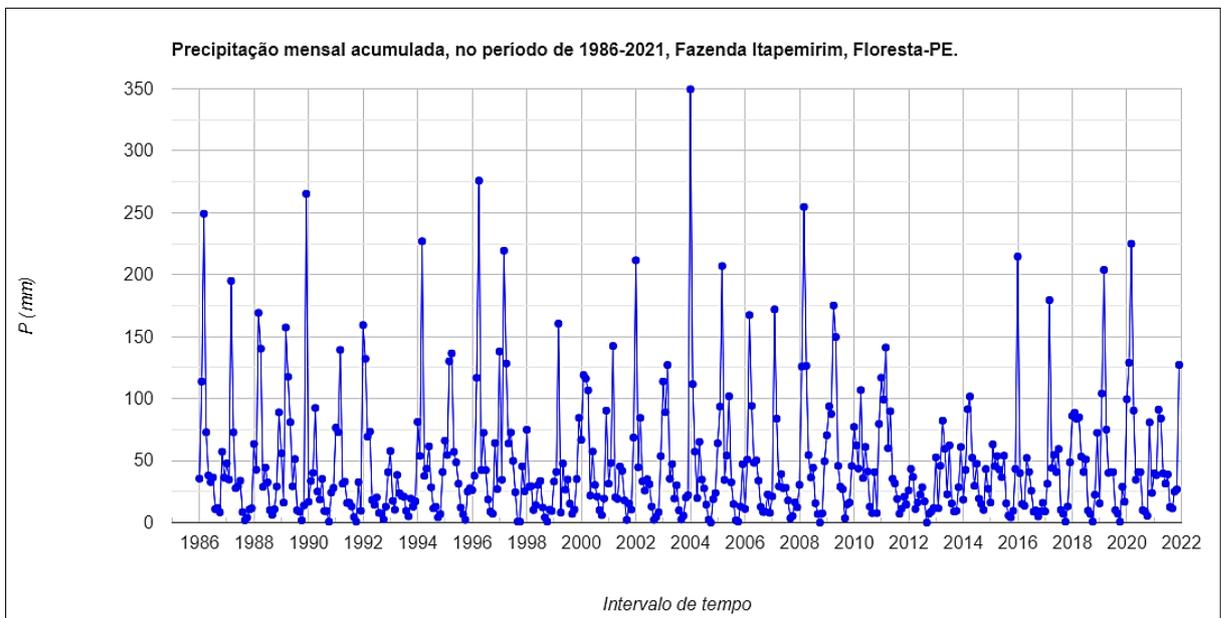
Considerando o supracitado, nota-se que o conhecimento da área estudada e a existência de pontos de apoio para entender a dinâmica de uso e cobertura da área, são essenciais para as análises. No entanto, em casos em que as mudanças ocorrem gradualmente ao longo de um período de tempo extenso, como é frequentemente o caso com degradação ou regeneração de terras, entender os processos e causas pode ser complexo, sendo necessário sempre ter ciência do histórico do local (ECKERT *et al.*, 2015).

Por meio da associação do uso e cobertura da terra com a evapotranspiração real diária ( $ET_a$ ), constatou-se que no dia 17/04/1986, sendo o segundo ano com o maior quantitativo de áreas de floresta densa e aberta, a precipitação anual acumulada foi de 702,688 mm, os valores de  $ET_a$  médio para a classe de vegetação densa foi de 5,30 mm, vegetação aberta 5,06 mm e vegetação rala 4,82 mm, com uma precipitação diária de 9,08 mm e mensal de 72,85 mm. Já no dia 24/01/1993, precipitação diária foi 0 mm e mensal de 57,69 mm e anual de 253,74 mm. A vegetação densa apresentou uma  $ET_a$  média de 8,60 mm, a vegetação aberta 7,81mm e já a esparsa 7,44 (Figuras 25 e 26).



**Figura 25.** Uso e cobertura da terra para os anos de 1986, 1993, 2000, 2007, 2014 e 2021, Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

Fonte: A autora (2024).



**Figura 26.** Dados de precipitação em milímetros da fazenda Itapemirim, Floresta-PE, para o período de 1986-2021.

Fonte: A autora (2022).

No dia 28/01/2000 a  $ET_a$  média para a vegetação densa foi de 7,72 mm, 7,29 mm para a vegetação aberta e 6,72 mm para a vegetação rala. Tendo valores de precipitação diária de 0,0 mm, mensal de 66,76 mm e anual de 664,76 mm. Já em 25/04/2007 a precipitação diária foi de 0,0 mm, mensal de 21,13 mm e anual de 455,994 mm. Para essa data, os valores de  $ET_a$  médios foram 4.96 mm para vegetação densa, 4,59 mm vegetação aberta e 4,23 para vegetação rala.

Em 23/03/2014, a  $ET_a$  média apresentou os valores de 4,83 mm para a vegetação densa, 4,48 mm para vegetação aberta e 4,01 para vegetação rala. Nesse período a precipitação diária foi de 0,0 mm, mensal 91,46 mm e anual 498,33 mm. Por fim, em 07/12/2021 a precipitação diária foi 0,0 mm, mensal 127,23 mm e anual 566,01 mm. A  $ET_a$  foi de 5,36 mm para a vegetação densa, 4,80 mm para vegetação aberta e 4.47 mm para vegetação rala.

Sendo os dados de evapotranspiração comparados com o histórico de uso e cobertura da terra da área analisada, juntamente com os dados de precipitação, pode-se verificar que os valores de evapotranspiração real estão diretamente relacionados ao tipo de cobertura da terra, sendo maiores em áreas de vegetação mais densa, devido à maior transpiração das arbóreas. A vegetação aberta e rala apresentam valores de  $ET_a$  progressivamente menores, refletindo a menor capacidade de retenção de umidade e evapotranspiração.

Nos anos com maior precipitação, 1986 e 2000, a vegetação densa mostrou uma maior eficiência no uso da água, refletida nos valores mais elevados de  $ET_a$ . Já nos períodos de baixa precipitação, houve uma redução expressiva na evapotranspiração, indicando o impacto das secas severas relatadas, como as de 1993 e 2014.

### 5.3 PLUGIN EvapoGIS

Como resultado do desenvolvimento do EvapoGIS, foi criado um *plugin* de código aberto, que busca contribuir para que usuários obtenham, com uma maior facilidade dados de hidrometeorológicos e energéticos. Para isso, o *plugin* foi projetado com um *layout* intuitivo, visando melhorar a experiência do usuário e permitindo a inserção dos dados necessários para a execução do SEBAL (Figura 27).

O *plugin* já está configurado para ser instalado e ativado em “Gerenciar e instalar *plugins*” no menu “Complementos/*Plugins*” no QGIS (Figura 28). Com a implementação do algoritmo SEBAL no código do *plugin* EvapoGIS, foram aplicados dados reais, tanto geoespaciais como meteorológicos, obtendo-se, após a sua execução, diferentes variáveis espacializadas, como evapotranspiração real, evapotranspiração real horária, fluxos de calor

latente, sensível e do solo, índices de vegetação (SAVI, NDVI e IAF), entre outros. O mesmo gera 29 variáveis, conforme já apresentadas no item 4.2.5. Apesar da diversidade de saídas geradas, nesta etapa, optou-se por destacar a variável-alvo do algoritmo: a evapotranspiração real.

EvapoGIS

Insira o caminho do arquivo MTL:

Insira o caminho para o MDE:

Insira o diretório contendo as bandas raster (imagens TIF):

Insira o caminho do shapefile para o recorte:

Insira o diretório onde os arquivos processados serão salvos:

Insira o caminho completo para o raster de referência (imagem do Landsat):

Insira a velocidade do vento a 2m (m/s):

Insira o ETo instantâneo (mm):

Insira o ETo diário (mm):

Run

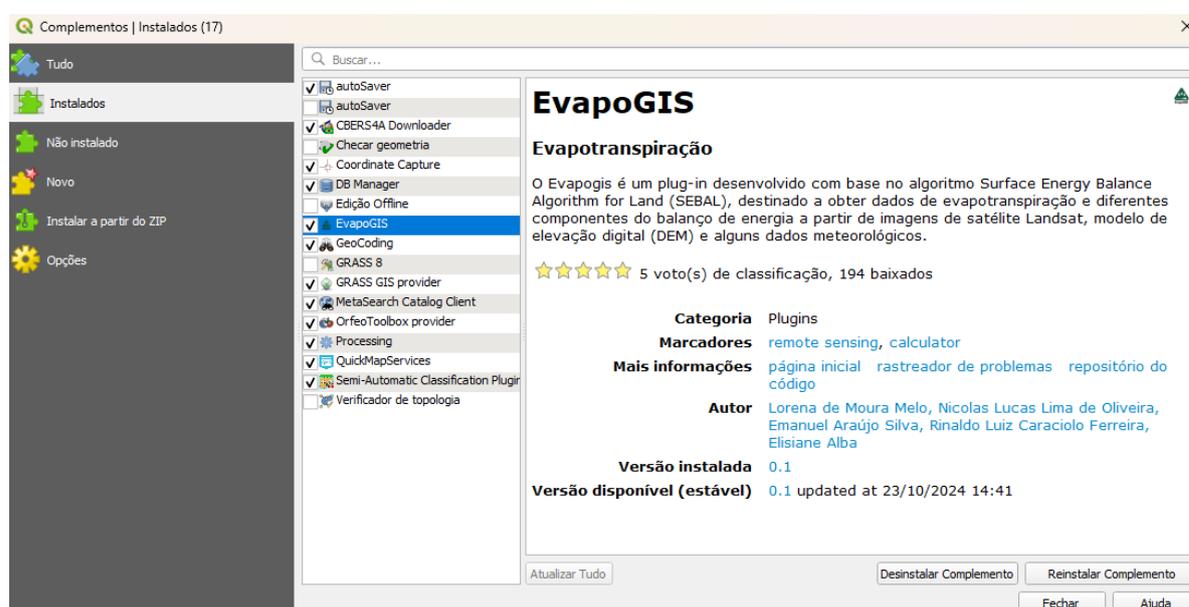
**Figura 27.** Tela inicial de execução do EvapoGIS.

Fonte: A autora (2024).

Além disso, a partir desse plugin em linguagem de programação Python, há a contribuição para o funcionamento do QGIS. Assim, favorecendo a expansão dos recursos

desse elemento do SIG, *software*, e facilitação da obtenção dos dados de evapotranspiração (García-Álvarez et al., 2022).

Soluções como o EvapoGIS estão alinhadas com os avanços mais recentes na modelagem ambiental, uma vez que ferramentas automatizadas, integradas ao SIG e desenvolvidas em código aberto, são destacadas por seu potencial de reprodutibilidade, eficiência e escalabilidade (Dimitriadou; Nikolakopoulos, 2022). Tais ferramentas também reduzem o tempo de processamento e o custo de obtenção de informações geográficas, especialmente em regiões extensas como o semiárido brasileiro (Pareeth; Karimi, 2023).



**Figura 28.** Menu de complementos para ativação do plugin EvapoGIS no QGIS.

Fonte: A autora (2024).

Sendo geotecnologias como essa meios eficazes e ágeis para os estudos ambientais (Guedes; Silva, 2018), a sua utilização em um país com uma extensão territorial como o Brasil, exclusivamente na Caatinga, contribui de forma positiva para as demandas de problemas ambientais. Tendo em vista a carência de informações em função da extensão territorial brasileira, as geotecnologias além de caracterizarem um enorme potencial para geração de dados apresentam um custo relativamente baixo, quando comparadas as metodologias tradicionais para obtenção de informações geográficas (Mendes, 2019).

Após o desenvolvimento e implementação do plugin EvapoGIS, realizou-se a avaliação do seu desempenho, em relação a outras metodologias e ferramentas, a partir da sua comparação com o SSEBop e SISDAGRO, recursos que também geram dados de evapotranspiração real. Sendo esta verificação comparativa essencial para avaliar sua eficácia e para futuras melhorias, quanto a precisão e consistência dos resultados (Vestena; Camboim; Santos, 2023).

Iniciando a análise dos resultados estáticos, resultantes das comparações, teve-se por média geral das ferramentas 2,84 mm/dia e um coeficiente de variação geral de 12,45%, o que mostra consistência dos resultados obtidos, indicando baixa dispersão nos valores estimados (Tabela 13).

**Tabela 13.** Resultados estatísticos gerais da comparação entre as ferramentas EvapoGIS e SSEBop em relação ao SISDAGRO

Métrica	Valor
Média	2,89
Desvio Padrão	0,49
Coeficiente de Variação Geral (CV)	16,91
Erro Médio Absoluto (EMA)	0,35
Raiz do Erro Quadrático Médio (REQ)	0,35
Erro Médio Absoluto (EMA - SISDAGRO)	0,23
Raiz do Erro Quadrático Médio (REQ - SISDAGRO)	0,30

Fonte: A autora (2024).

**Tabela 14.** Resultados estatístico individuais da comparação entre as ferramentas EvapoGIS e SSEBop em relação ao SISDAGRO

Métrica	Aplicativo		
	EvapoGIS	SSEBOP	SISDAGRO
Valor (mm/dia)	2,54	3,23	2,75
Diferença da Média	-0,35	0,35	-
Erro Absoluto	0,35	0,35	-
Erro Quadrático	0,12	0,12	-
Coeficiente de Variação (%)	11,96	11,96	-
Diferença em relação ao SISDAGRO	-0,21	0,48	-
Erro Absoluto em relação ao SISDAGRO	0,21	0,48	-
Erro Quadrático em relação ao SISDAGRO	0,04	0,23	-

Fonte: A autora (2024).

O EvapoGIS apresentou uma estimativa de 2,54 mm/dia, ficando -0,35 mm/dia abaixo da média dos métodos avaliados, com erro absoluto de 0,30 mm/dia e coeficiente de variação individual de 11,96%, o que demonstra uma boa consistência nos resultados. O erro absoluto em relação ao SISDAGRO foi de 0,21 mm/dia, destacando uma leve subestimação em relação à referência (Tabela 14). Esses resultados mostram-se positivos, considerando que a base metodológica utilizada no *plugin* já tem uma base técnica-científica e aplicação comprovada em diferentes contextos.

O *plugin* é baseado no SEBAL, algoritmo com ampla utilização mundial, que possui os seus dados validados em experimentos de larga escala, na Espanha, Níger e China (Bastiaanssen *et al.*, 1998; Zhang, Z. *et al.*, 2020). Além disso, pode estimar evapotranspiração em diferentes

períodos, como inverno e verão (Yang *et al.*, 2015) e ambientes secos, como a Caatinga (Lima *et al.*, 2021). É considerado por ter uma boa eficiência para estimar a ET real (Rahimzadegan; Janani, 2019). Ademais, a capacidade do EvapoGIS de gerar resultados próximos à média com erros absolutos moderados, reforça sua aplicabilidade prática no cenário avaliado (regiões semiáridas).

Além de ser amplamente validado em escala global, com desempenho que atinge coeficientes de correlação superiores a 0,90 em estimativas de evapotranspiração quando comparado a dados de lisímetro, inclusive em regiões áridas. Além disso, por utilizar dados do sensor Landsat e por otimizar o tempo de processamento, similar ao PySEBAL, o *plugin* minimiza os erros humanos (Pareeth; Karimi, 2023). Em contextos de escassez de dados e necessidade de alta resolução, como o do semiárido brasileiro, essas características tornam o EvapoGIS uma ferramenta estratégica.

Já SSEBop expressou a maior estimativa de evapotranspiração, 3,23 mm/dia, com diferença de 0,35 mm/dia acima da média (2,89 mm/dia). Em relação ao SISDAGRO, apresentou um erro absoluto de 0,48 mm/dia e o maior coeficiente de variação individual (11,96%), assim, indicando uma leve tendência à superestimação.

Comparando os dois métodos analisados, o EvapoGIS apresenta menor erro absoluto, 0,21 mm/dia contra 0,48 mm/dia do SSEBop e menor desvio em relação ao SISDAGRO, refletindo maior consistência nos resultados. Embora o *plugin* disponha de vantagens, incluindo ter o SEBAL como metodologia subjacente, que oferecendo simplicidade e flexibilidade, tornando o EvapoGIS uma ferramenta acessível e útil em regiões com recursos limitados, a tendência à subestimação sugere a necessidade de ajustes em condições climáticas específicas.

Já o modelo SSEBop, menos complexo do que o SEBAL (Singh; Senay, 2015), ainda que tenha tendido a superestimação, apresenta a capacidade de capturar a dinâmica espaço-temporal de bacias complexas, indicando a possibilidade de conduzir a  $ET_a$  em escala Landsat para territórios de grandes dimensões. Ao ser implementado na plataforma de computação em nuvem *Google Earth Engine* (GEE), o SSEBop resolve os principais desafios de computação na criação de  $ET_a$  em escala continental, eliminando a necessidade de armazenamento local de grandes volumes de dados e reduzindo o tempo de processamento de meses para poucos dias (Senay *et al.*, 2022).

Em um estudo realizado em áreas de cultivo do trigo no Cerrado, estimou-se a demanda hídrica da cultura nas safras de 2018 e 2019, por meio dos modelos SEBAL e SSEBop, e se obteve que SSEBop apresentou melhor desempenho, mostrando uma aplicação viável devido

sua simplicidade operacional. Revelando-se uma ferramenta de grande importância tanto para os produtores rurais e pesquisadores quanto para os órgãos competentes de fiscalização de uso da água e extensão rural (Vale *et al.*, 2022).

Embora o modelo seja considerado robusto para grandes áreas, apresenta algumas limitações relacionadas à sensibilidade a erros em variáveis de entrada, como temperatura do solo ( $T_s$ ) e temperatura de superfície ( $dT$ ). Sendo o  $dT$  menos sensível a erros em suas entradas em ambientes relativamente úmidos do que em áreas secas, o que é particularmente mais significativo em áreas topograficamente complexas com alto albedo e alta emissividade. Entre todas as variáveis independentes, a radiação solar extraterrestre é a fonte de erro que mais contribui (Chen *et al.*, 2016).

No que concerne ao SISDAGRO, instrumento baseado nos métodos de Thornthwaite e Mather (1955), é considerado um método preciso e exato para estimar a evapotranspiração real (Martins *et al.*, 2022). Já o método de Penman-Monteith (Allen *et al.*, 1998) é amplamente utilizado em vários campos, desde a gestão regional de recursos hídricos até projeções climáticas globais (Han *et al.*, 2024). Considerando a relevância e robustez das metodologias usadas para obter a evapotranspiração, o SISDAGRO se destaca como ferramenta importante no que se refere a análises agrometeorológicas.

Dentre as ferramentas utilizadas, o SEBAL e o SSEBop são reconhecidos pelo potencial na estimativa ET (Genanu *et al.*, 2017). Assim como neste trabalho, Vale *et al.* (2022) avaliou o desempenho desses modelos tendo como referência os valores de evapotranspiração estimados pelo método da razão de Bowen, utilizado como base comparativa para validar as estimativas geradas.

De acordo com a pesquisa realizada por Singh e Senay (2015) com os modelos *Mapping EvapoTranspiration at high Resolution with Internalized Calibration* (METRIC), *Surface Energy Balance Algorithm for Land* (SEBAL), *Surface Energy Balance System* (SEBS) e o *Operational Simplified Surface Energy Balance* (SSEBop), ressaltou que possuem diferentes graus de complexidade e que tiveram um desempenho razoavelmente bom na estimativa de ET. Assim, a seleção de modelo para estimar a ET, deverá levar em conta o que melhor se adapte aos seus objetivos, dados e habilidades de uso, pois cada modelo tem seus pontos fortes e limitações, como qualquer outra abordagem de modelagem (Singh; Senay, 2015).

De forma conclusiva, viu-se que a análise dos resultados estatísticos demonstrou que as ferramentas EvapoGIS, SSEBop e SISDAGRO apresentaram boa consistência nas estimativas de evapotranspiração. A média geral de 2,89 mm/dia, calculada a partir do EvapoGIS e

SSEBOP, indicou valores centrais próximos à referência, enquanto o coeficiente de variação de 11,96% refletiu baixa dispersão nos resultados.

O EvapoGIS apresentou leve subestimação em relação à média, com um erro absoluto de 0,21 mm/dia e um coeficiente de variação individual de 11,96%, destacando sua consistência. Já o SSEBOP, apesar de superestimar as estimativas, com um erro absoluto de 0,48 mm/dia em relação ao SISDAGRO, demonstrou robustez como método amplamente validado para diferentes condições climáticas. Assim, esses resultados evidenciaram a eficácia das duas ferramentas para estimativas de evapotranspiração real, com metodologias que atendem a diferentes contextos e necessidades.

Em síntese, o EvapoGIS é uma ferramenta de código aberto que reúne o algoritmo SEBAL em uma interface simples no QGIS, permitindo estimativas confiáveis de evapotranspiração e balanço de energia. Sua aplicação demonstrou consistência nos resultados e facilidade de uso, sendo especialmente útil em regiões semiáridas. Por integrar dados acessíveis e reduzir etapas complexas, o plugin amplia o acesso a análises ambientais, podendo apoiar pesquisas, manejo florestal e políticas de monitoramento dos recursos naturais.

## 6. CONCLUSÕES

As análises do comportamento da evapotranspiração real, em áreas com diferentes características morfoestruturais em Floresta Tropical Sazonalmente Seca, na fazenda Itapemirim, município de Floresta-PE, gerou resultados relevantes quanto ao monitoramento da Caatinga. Podendo-se avaliar diferentes características e mudanças a partir do uso de ferramentas e técnicas na área das geotecnologias.

A partir da classificação morfoestrutural foi possível identificar diferentes fitofisionomias e densidades nas áreas florestais da Caatinga. Tendo sido distinguidas classes com características arbóreas e densas até áreas mais arbustivas e ralas. Para a identificação das diferentes classes de vegetação de forma remota, foram utilizados os índices de vegetação SAVI e NDVI.

O NDVI mostrou uma variação mais ampla entre os valores máximos e mínimos nos diferentes períodos (seco e úmido). Isso foi um indicativo de que o NDVI tem maior sensibilidade e capacidade para distinguir mudanças na vegetação. O SAVI, apesar de ter sido ajustado para reduzir a influência do solo, não mostrou a mesma sensibilidade apresentada pelo NDVI, para a identificação das diferentes classes de vegetação. Isto é corroborado a partir das variações mais estreitas em seus resultados, mesmo no período úmido.

Ao verificar as associações das áreas, com diferentes coberturas vegetais, com a  $ET_a$  para os períodos quente e úmido, obteve-se o comportamento dessa variável, nas diferentes classes de vegetação das áreas. Em ambos os períodos, as classes de vegetação densa apresentaram maiores emissões de  $ET_a$ , a qual teve uma variação gradual entre as vegetações. Tendo a ampliação do uso dessa variável, para uma análise em toda a fazenda para classes de uso e cobertura, os valores de evapotranspiração também foram mais altos em áreas densamente florestadas.

Na análise de uso e cobertura da terra para os 35 anos, como resultado da análise da diferença entre os anos extremos, 1986 e 2021, verificou-se que todas as modalidades de vegetação se elevaram. Os notáveis acréscimos na vegetação densa e o aumento das áreas de vegetação aberta e rala foram pontos positivos, sendo que a área analisada é caracterizada por ter passado por ações antrópicas intensas.

O desenvolvimento do EvapoGIS representou uma inovação ao integrar a metodologia do SEBAL ao QGIS, permitindo a aplicação prática de cálculos de evapotranspiração de forma acessível e eficiente. Sendo uma ferramenta com a capacidade de gerar 29 variáveis, associadas a evapotranspiração e componentes do balanço de energia. Ao ser avaliado em comparação com

o SISDAGRO, o EvapoGIS apresentou uma leve superestimação, tendo gerado resultado próximo à média e erros absolutos moderados. Isso reforça sua aplicabilidade prática no cenário avaliado (regiões semiáridas), embora a superestimação seja um ponto a ser aprimorado. No entanto, é uma ferramenta com o potencial de auxiliar a gestão de recursos hídricos em regiões vulneráveis, como o Semiárido brasileiro, fornecendo uma tecnologia acessível e práticas para profissionais e pesquisadores.

## 7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABRAMS, M.; CRIPPEN, R.; FUJISADA, H. ASTER global digital elevation model (GDEM) and ASTER global water body dataset (ASTWBD). **Remote Sensing**, [S.l.], v. 12, n. 7, p. 1156, 2020. DOI: [doi.org/10.3390/rs12071156](https://doi.org/10.3390/rs12071156).
- ABREU, K. M. P. de; COUTINHO, L. M. Sensoriamento remoto aplicado ao estudo da vegetação com ênfase em índice de vegetação e métricas da paisagem. **Revista Vértices**, v. 16, n. 1, p. 177–202, 2014. DOI: <https://doi.org/10.5935/1809-2667.20140012>.
- ALAM, A.; BHAT, M. S.; MAHEEN, M. Using Landsat satellite data for assessing the land use and land cover change in Kashmir valley. **GeoJournal**, v. 85, n. 6, p. 1529-1543, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10708-019-10037-x>.
- ALBUQUERQUE, E. M. de; ANDRADE, S. C. de P.; MORAIS, H. F. de; DINIZ, J. M. T.; SANTOS, C. A. C. dos. Análise do comportamento do NDVI e NDWI sob diferentes intensidades pluviométricas no município de Sousa-PB. **Revista Estudos Geambientais**, [S. l.], v. 1, n. 1, 2014. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 31 mar. 2025.
- ALENCAR, L. P.; SEDIYAMA, G. C.; MANTOVANI, E. C. Estimativa da evapotranspiração de referência (ET<sub>o</sub> padrão FAO), para Minas Gerais, na ausência de alguns dados climáticos. **Engenharia Agrícola**, v. 35, n. 1, p. 39-50, 2015. DOI: [doi.org/10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v35n1p39-50/2015](https://doi.org/10.1590/1809-4430-Eng.Agric.v35n1p39-50/2015).
- ALLEN, R. G.; PEREIRA, L. S.; RAES, D.; SMITH, M. **Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements**. Rome: FAO, 1998. 300 p. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 18 outubro. 2023.
- Allen, R.G.; Tasumi, M. **Appendix B: Algorithm for applying SEBAL to sloping mountainous areas**. In: TASUMI, M.; BASTIAANSEN, W. G. M.; ALLEN, R.G. Application of the SEBAL Methodology for Estimating Consumptive Use of Water and Stream Flow Depletion in the Bear River Basin of Idaho Through Remote Sensing. Boise, ID, USA: Idaho Department of Water Resource, 2000.
- ALLEN, R.G.; TASUMI, M.; TREZZA, R.; WATERS, R.; BASTIAANSEN, W. **SEBAL (Surface Energy Balance Algorithms for Land). Advance Training and Users Manual - Idaho Implementation, version 1.0**. Idaho: University of Idaho, 2002. 97p.
- ALMEIDA, A. Q. *et al.* Índice de área foliar de Eucalyptus estimado por índices de vegetação utilizando imagens TM-Landsat 5. **Floresta e Ambiente**, v. 22, p. 368-376, 2015. DOI: <<https://doi.org/10.1590/2179-8087.103414>>.
- ALVARES, C. A. *et al.* Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift, Stuttgart**, v. 22, n. 6, p. 711–728, 2013. DOI: 10.1127/0941-2948/2013/0507.
- ALVES JUNIOR, F. T. *et al.* Regeneração natural de uma área de caatinga no sertão Pernambucano, nordeste do Brasil. **Cerne**, Lavras-MG, v. 19, n. 2, p. 229-235, 2013. DOI: [doi.org/10.1590/S0104-77602013000200006](https://doi.org/10.1590/S0104-77602013000200006).

ALVES, J. J. A. Caatinga do Cariri Paraibano. **Geonomos**, Belo Horizonte, v. 17, n. 1, p. 19-25, 2009. DOI: <https://doi.org/10.18285/geonomos.v17i1.80>.

ALVES, A. R. *et al.* Nutrientes na biomassa aérea e na serapilheira em áreas de caatinga em Floresta, PE. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 37, n. 92, p. 413-420, 2017. DOI: <https://doi.org/10.4336/2017.pfb.37.92.1060>.

AMARAL, F. E.; CIRILO, J. A.; RIBEIRO NETO, A. Uso de técnicas de geoprocessamento na otimização do traçado de sistemas adutores de abastecimento de água com a utilização de uma base de dados de alta definição. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, v. 25, n. 02, p. 381-391, 2020. DOI: [doi.org/10.1590/S1413-41522020193734](https://doi.org/10.1590/S1413-41522020193734).

AMORIM, A. T. *et al.* Avaliação da Resposta Espectral de um Fragmento Florestal do Bioma Mata Atlântica. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XIX, 2019, Santos-SP. **Anais [...]** Santos-SP: INPE, 2019. p. 268 - 270. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 10 dez. 2024.

AMORIM, I. L.; SAMPAIO, E.V. S. B.; ARAÚJO, E. L. Flora e estrutura da vegetação arbustivo-arbórea de uma área de caatinga do Seridó, RN, Brasil. **Acta botânica brasílica**, v. 19, p. 615-623, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0102-33062005000300023>.

ANA - Agência Nacional de Águas (Brasil). **Estimativas de evapotranspiração real por sensoriamento remoto no Brasil**. Brasília: ANA, 2020. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

ANDERSON, M. C. *et al.* Use of Landsat thermal imagery in monitoring evapotranspiration and managing water resources. **Remote Sensing of Environment**, v. 122, p. 50-65, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.08.025>.

ANDRADE, J. B.; OLIVEIRA, T. S. Análise espaço-temporal do uso da terra em parte do semi-árido cearense. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 28, n. 2, p. 393-402, mar. 2004. DOI: [doi.org/10.1590/S0100-06832004000200018](https://doi.org/10.1590/S0100-06832004000200018).

ANDRADE, J. *et al.* Evaluating single and multi-date Landsat classifications of land-cover in a seasonally dry tropical forest. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 22, p. 100515, 2021. DOI: [doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100515](https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100515).

ARRAES, F. D. D.; ANDRADE, E. M.; SILVA, B. B. Dinâmica do balanço de energia sobre o açude Orós e suas adjacências. **Revista Caatinga**, v. 25, n. 1, p. 119-127, 2012.

ASOKAN, A.; ANITHA, J. Change detection techniques for remote sensing applications: a survey. **Earth Science Informatics**, v. 12, n. 2, p. 143-160, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12145-019-00380-5>.

BACANI, V. M. *et al.* Sensoriamento remoto e SIG aplicados à avaliação da fragilidade ambiental de bacia hidrográfica. **Mercator**, Fortaleza-CE, v. 14, p. 119-135, 2015. DOI: <https://doi.org/10.4215/RM2015.1402.0008>.

BALLÉN, L. A. C.; SOUZA, B. I.; LIMA, E. R. V. Análise espaço-temporal da cobertura vegetal na área de proteção ambiental do Cariri, Paraíba, Brasil. **Boletim Goiano de Geografia**, Goiânia, v. 36, n. 3, p. 555-571, set./dez. 2016. DOI: <https://doi.org/10.5216/bgg.v36i3.44558>.

BARBINO, G. C. *et al.* Índice de área foliar e sua relação com o microclima em floresta e pastagem na Amazônia Ocidental. **Revista Brasileira de Climatologia**, v. 32, p. 311-335, 2023. DOI: <https://doi.org/10.55761/abclima.v32i19.16296>.

BARBOSA, C. C. F.; NOVO, E. M. L. M.; MARTINS, V. S. **Introdução ao sensoriamento remoto de sistemas aquáticos: princípios e aplicações**. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2019. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

BARBOSA, H. A.; HUETI, A. R.; BAETHGEN, W. E. A 20 - year study of NDVI variability over the Northeast Region of Brazil. **Journal of Arid Environments**, v.67, p.288-307, 2006. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2006.02.022>.

BARRETO, T. N. A. *et al.* Dynamics of woody species in dry tropical forest (Caatinga), Brazil. **Floresta**, v. 51, n. 1, p. 154-163, 2020. DOI: <https://doi.org/10.5380/rf.v51i1.67604>.

BARROS, A. S.; FARIAS, L. M.; MARINHO, J. L. A. Aplicação do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) na Caracterização da Cobertura Vegetativa de Juazeiro Do Norte–CE. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 6, p. 2885-2895, 2020. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v13.6.p2885-2895>.

BASTIAANSEN, W. G. M. *et al.* A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL).: Part 2: Validation. **Journal of hydrology**, v. 212, p. 213-229, 1998. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00254-6](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00254-6).

BASTIAANSEN, W. G. M. *et al.* A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. **Journal of hydrology**, v. 212, p. 198-212, 1998. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00253-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00253-4).

BASTIAANSEN, W. G. M. *et al.* Low cost satellite data for monthly irrigation performance monitoring: benchmarks from Nilo Coelho, Brazil. **Irrigation and Drainage systems**, v. 15, n. 1, p. 53-79, 2001. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1017967021198>.

BASTIAANSEN, W. G. M. **Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain: a remote sensing approach under clear skies in Mediterranean climates**. 1995. 273 f. Doctoral thesis – Wageningen Agricultural University, Wageningen The Netherlands, 1995. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 12 dez. 2024.

BELTRÃO, B. A.; MASCARENHAS, J. D. C.; MIRANDA, J. L. F. D.; SOUZA JUNIOR, L. C. D.; GALVÃO, M. J. D. T. G.; PEREIRA, S. N. **Projeto Cadastro de Fontes de Abastecimento por Água Subterrânea, Estado de Pernambuco: Diagnóstico do Município de Floresta**. Recife: Ministério de Minas e Energia, 2005. 28 p. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 12 out. 2023.

BELWARD, A. S.; SKØIEN, J. O. Who launched what, when and why; trends in global land-cover observation capacity from civilian earth observation satellites. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 103, p. 115-128, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.03.009>.

BENEDEK, C. *et al.* Positioning and perception in LIDAR point clouds. **Digital Signal Processing**, v. 119, p. 103193, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2021.103193>.

BEUCHLE, R. *et al.* 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: <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.01.017>.

BEZERRA *et al.* Parâmetros biofísicos obtidos por sensoriamento remoto em região semiárida do estado do Rio Grande do Norte, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 18, p. 73-84, 2014. DOI: [doi.org/10.1590/S1415-43662014000100010](https://doi.org/10.1590/S1415-43662014000100010).

BEZERRA, U. A. *et al.* Multitemporal analysis of vegetation indices for the superior region of the Moxotó River hydrographic basin. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 7, n. 5, p. 272-283, 2017. DOI: <https://doi.org/10.29150/jhrs.v7.5.p272-283>.

BEZERRA, U. A. *et al.* STEEP: A remotely-sensed energy balance model for evapotranspiration estimation in seasonally dry tropical forests. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 333, p. 109408, 2023. DOI: [doi.org/10.1016/j.agrformet.2023.109408](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2023.109408).

BOISIER, J. P. *et al.* Attributing the impacts of land-cover changes in temperate regions on surface temperature and heat fluxes to specific causes: Results from the first LUCID set of simulations. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 117, n. D12, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1029/2011JD017106>.

BOKEN, V. K. *et al.* **Monitoring and Predicting Agricultural Drought: A Global Study**, p. 496, Oxford Univ. Press: New York, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1093/oso/9780195162349.001.0001>.

BORGES, C. K. *et al.* Partitioning of water vapor and CO<sub>2</sub> fluxes and underlying water use efficiency evaluation in a Brazilian seasonally dry tropical forest (Caatinga) using the Fluxpart model. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 142, p. 104963, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2024.104963>.

BORGES, C. K. *et al.* Seasonal variation of surface radiation and energy balances over two contrasting areas of the seasonally dry tropical forest (Caatinga) in the Brazilian semi-arid. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 192, p. 1-18, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08484-y>.

BORGES, G. M.; PACHÊCO, A. P.; SANTOS, F. K. S. Sensoriamento Remoto: Avanços e Perspectivas. **Revista de Geografia**, v. 32, n. 2, p. 267-292, 2015. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso: 30 mar. 2025.

CAETANO, L. R. *et al.* Influência do veranico na demanda hídrica da soja cultivada em três safras no Centro Oeste brasileiro. **Peer Review**, v. 5, n. 24, p. 363-379, 2023. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

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**, [S. l.], v. 8, n. 2, p. 28-43, 2022. DOI: [10.21680/2447-3359.2022v8n2ID26864](https://doi.org/10.21680/2447-3359.2022v8n2ID26864).

CAMPBELL, J. B.; WYNNE, R. H.; THOMAS, V. A. **Introduction to Remote Sensing**. 6. ed. New York, NY, USA: THE GUILFORD PRESS, 2022.

CAMPOS, S. *et al.* Closure and partitioning of the energy balance in a preserved area of a Brazilian seasonally dry tropical forest. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 271, p. 398-412, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2019.03.018>.

CARRANZA-GARCÍA, M.; GARCÍA-GUTIÉRREZ, J.; RIQUELME, J. C. A framework for evaluating land use and land cover classification using convolutional neural networks. **Remote Sensing**, v. 11, n. 3, p. 274, 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs11030274>.

CASTELHANO, F. J.; PINHEIRO, G. M.; ROSEGHINI, W. F. F. Correlação entre precipitação estimada por satélite e dados de superfície para aplicação em estudos climatológicos. **Geosul**, Florianópolis, v. 32, n. 64, p. 179-192, 2017. DOI: <https://doi.org/10.5007/2177-5230.2017v32n64p179>.

CELIK, B. QLSU (QGIS Linear Spectral Unmixing) Plugin: An open source linear spectral unmixing tool for hyperspectral & multispectral remote sensing imagery. **Environmental Modelling & Software**, v. 168, p. 105782, 2023. doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105782.

CHABRILLAT, S. *et al.* Imaging spectroscopy for soil mapping and monitoring. **Surveys in Geophysics**, v. 40, p. 361-399, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10712-019-09524-0>.

CHADDAD, F. *et al.* Impact of mining-induced deforestation on soil surface temperature and carbon stocks: A case study using remote sensing in the Amazon rainforest. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 119, p. 103983, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2022.103983>.

CHANG, K. T. **Introduction to geographic information systems**. 9 ed. New York: McGraw-Hill Education, 2018.

CHAVES, I. B. *et al.* Uma classificação morfo-estrutural para descrição e avaliação da biomassa da vegetação da caatinga. **Revista Caatinga**, v. 21, n. 2, p. 204-213, 2008. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 12 dez. 2024.

CHAVES, I.; FRANCISCO, P. R. M.; LIMA, E. D.; SILVA, B. D.; BRANDÃO, Z. N.; CHAVES, L. H. G. Índices espectrais, diagnóstico da vegetação e da degradação da caatinga da bacia do Rio Taperoá-PB. In: SILVA, B. B. **Aplicações ambientais brasileiras com geoprocessamento e sensoriamento remoto**. Campina Grande-PB: EDUFPG, 2013, p. 23-47. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 30 mar. 2025.

CHAZDON, R. Regeneração de florestas tropicais. **Boletim do Museu Paraense Emílio Goeldi - Ciências Naturais**, Belém, v. 7, n. 3, p. 195-218, set.-dez. 2012. DOI: <https://doi.org/10.46357/bcnaturais.v7i3.587>.

CHEN, L.; MA, Z.; ZHAO, T. Modeling and analysis of the potential impacts on regional climate due to vegetation degradation over arid and semi-arid regions of China. **Climatic Change**, v. 144, n. 3, p. 461-473, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10584-016-1847-2>.

CHEN, M. *et al.* Uncertainty analysis of the Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) model at multiple flux tower sites. **Journal of Hydrology**, v. 536, p. 384-399, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.026>.

CHEN, Qiyu *et al.* pyMPSLib: A robust and scalable open-source Python library for multiple-point statistical simulation. **Earth Science Informatics**, v. 16, p. 3179–3190, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01086-5>.

CIRILO, J. A. *et al.* Pernambuco Tridimensional: Base de dados espaciais para planejamento urbano e gestão territorial. In: Simpósio de Hidráulica e Recursos Hídricos dos Países de Expressão Portuguesa, 12., 2015, Brasília - DF. **Anais...** Brasília - DF: SILUSBA, 2007. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 31 fev. 2021.

CIRILO, J. A. *et al.* Suporte de informações georreferenciadas de alta resolução para implantação de infraestrutura e planejamento territorial. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 7, n. 4, p. 755-763, 2014. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v7.4.p755-763>.

COSTA JÚNIOR, D. S. *et al.* Environmental influences in the annual current increment of the basal area, in the Caatinga environment. **Ciência Florestal**, v. 34, p. e67699, 2024. DOI: <https://doi.org/10.5902/1980509867699>.

COSTA, L. C. B.; GUASSELLI, L. A. Dinâmica sazonal de remanescentes da Mata Atlântica, a partir de séries temporais NDVI/MODIS. **Geo UERJ**, Rio de Janeiro, n. 30, p. 214-239, 2017. DOI: <https://doi.org/10.12957/geouerj.2017.15868>.

CRICKARD, P.; TOMS, S.; REES, E. **Mastering geospatial analysis with Python: explore GIS processing and learn to work with GeoDjango**, CARTOfames and MapboxGL-Jupyter. Birmingham: Packt Publishing Ltd, 2018.

CUNHA, A. P. M. *et al.* Monitoring vegetative drought dynamics in the Brazilian semiarid region. **Agricultural and forest meteorology**, v. 214, p. 494-505, 2015. DOI: [doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.09.010](https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.09.010).

DALLA LANA *et al.* Biomass equations for caatinga species. **Nativa**, Sinop-MT, v. 6, n. 5, p. 517-525, 2018. DOI: [doi.org/10.31413/nativa.v6i5.5361](https://doi.org/10.31413/nativa.v6i5.5361).

DAMM, A. *et al.* Response times of remote sensing measured sun-induced chlorophyll fluorescence, surface temperature and vegetation indices to evolving soil water limitation in a crop canopy. **Remote Sensing of Environment**, v. 273, p. 112957, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112957>.

DAVIES, A. B.; ASNER, G. P. Advances in animal ecology from 3D-LiDAR ecosystem mapping. **Trends in ecology & evolution**, v. 29, n. 12, p. 681-691, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tree.2014.10.005>.

DAVIN, E. L.; NOBLET-DUCOUDRÉ, N. Climatic impact of global-scale deforestation: Radiative versus nonradiative processes. **Journal of Climate**, v. 23, n. 1, p. 97-112, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1175/2009JCLI3102.1>

DIAZ, J.C.F., CARTER, W.E., SHRESTHA, R.L., GLENNIE, C.L. LiDAR Remote Sensing. In: PELTON, J., MADRY, S., CAMACHO-LARA, S. **Handbook of Satellite Applications**. Cham, Switzerland: Springer, 2017. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-23386-4\\_44](https://doi.org/10.1007/978-3-319-23386-4_44).

DIDAN, K.; MUNOZ, A. B. **MODIS Vegetation Index User's Guide (MOD13 Series) - Version 3.10, September 2019 (Collection 6.1)**. University of Arizona: Vegetation Index and Phenology Lab, p. 1-33, 2019. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 11 dez. 2024.

DIMITRIADOU, S.; NIKOLAKOPOULOS, K. G. Development of the Statistical Errors Raster Toolbox with Six Automated Models for Raster Analysis in GIS Environments. **Remote Sensing**, v. 14, n. 21, p. 5446, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14215446>.

DOUNA, V. *et al.* Towards a remote sensing data based evapotranspiration estimation in Northern Australia using a simple random forest approach. **Journal of Arid Environments**, v. 191, p. 104513, 2021.

DUAN, M. *et al.* Mapping the soil types combining multi-temporal remote sensing data with texture features. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 200, p. 107230, 2022.

DURAND, B.J. *et al.* Estimativa da evapotranspiração real utilizando o algoritmo SEBAL e imagens do satélite Landsat 7. In: Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, 17., 2007, São Paulo. **Anais...** São Paulo: ABRH, 2007. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 24 fev. 2021.

DUVEILLER, G.; HOOKER, J.; CESCATTI, A. The mark of vegetation change on Earth's surface energy balance. **Nature Communications**, v. 9, n. 1, p. 1-12, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-017-02810-8>.

ECKERT, S. *et al.* Trend analysis of MODIS NDVI time series for detecting land degradation and regeneration in Mongolia. **Journal of Arid Environments**, v. 113, p. 16-28, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2014.09.001>.

EL BOUTE, S. *et al.* Assessment of climatic regime and water balance of a Mediterranean-type watershed: the Inaouene watershed upstream of the Idris I dam (Sebou Basin, Morocco). **Sustainable Water Resources Management**, v. 10, n. 6, p. 196, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40899-024-01175-3>.

EPIPHANIO, J. C. N. *et al.* Índices de vegetação no sensoriamento remoto da cultura do feijão. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 31, n. 6, p. 445-454, 1996. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 04 dez. 2024.

EVANGELIDES, C.; NOBAJAS, A. Red-Edge Normalised Difference Vegetation Index (NDVI705) from Sentinel-2 imagery to assess post-fire regeneration. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 17, p. 100283, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100283>.

FERNANDES, G. S. T. *et al.* Energy balance by remote sensing in Caatinga fragments in southern Piauí. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 9, n. 3, p. 131-137, 2019. DOI: <https://doi.org/10.29150/jhrs.v9.3.p131-137>.

FERRAZ, J. S. F. *et al.* Estrutura do componente arbustivo-arbóreo da vegetação em duas áreas de caatinga, no município de Floresta, Pernambuco. **Revista Árvore**, v. 38, p. 1055-1064, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-67622014000600010>.

FERRAZ, J. S. F. *et al.* Estrutura do componente arbustivo-arbóreo da vegetação em duas áreas de caatinga, no município de Floresta, Pernambuco. **Revista Árvore**, v. 38, p. 1055-1064, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-67622014000600010>.

FERREIRA, M. B. *et al.* Spatial-Temporal Dynamics of Water Resources in Seasonally Dry Tropical Forest: Causes and Vegetation Response. **AgriEngineering**, v. 6, n. 3, p. 2526-2552, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriengineering6030148>.

FERREIRA, M. E. *et al.* Análise da sazonalidade de paisagens antrópicas e nativas do bioma Cerrado através dos produtos MODIS índices de vegetação, área foliar e atividade fotossintética. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XII, 2005, Goiânia. **Anais [...]** Goiânia: INPE, 2005. p. 505-512. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 10 dez. 2024.

FIRMIANO, A. *et al.* Geoprocessamento para a solução fraca do transporte de contaminantes acoplado ao fluxo de água subterrânea. **Trends in Computational and Applied Mathematics**, São Carlos, v. 18, n. 2, p. 273–286, maio 2017. DOI: [doi.org/10.5540/tema.2017.018.02.0273](https://doi.org/10.5540/tema.2017.018.02.0273).

FIRTZ, P. R. Geoprocessamento sem complicação. São Paulo: Oficina de textos, 2008.

FRANCISCO, P. R. M. *et al.* Análise espectral e avaliação de índices de vegetação para o mapeamento da caatinga. **Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável**, v. 10, n. 3, p. 26, 2015. DOI: <http://dx.doi.org/10.18378/rvads.v10i3.3046>.

FRANCISCO, P. R. M. *et al.* Detecção de mudança da vegetação de caatinga. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 5, n. 6, p. 1473-1487, 2012b. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v5i6.232834>.

FRANCISCO, P. R. M. *et al.* Estimativa da degradação da biomassa da vegetação de caatinga através de índices de vegetação (1). **POLÊMICA**, v. 12, n. 2, p. 306-321, 2013. DOI: <https://doi.org/10.12957/polemica.2013.6433>.

FRANCISCO, P. R. M. *et al.* Mapeamento da caatinga com uso de geotecnologia e análise da umidade antecedente em bacia hidrográfica. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 5, n. 3, p. 676-693, 2012a. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v5i3.232864>.

FRECH, J. *et al.* A New Gridded Offshore Wind Profile Product for US Coasts Using Machine Learning and Satellite Observations. **Wind Energy Science Discussions**, v. 2024, p. 1-30, 2024. DOI: <https://doi.org/10.5194/wes-2024-77>.

GAGO, J. *et al.* UAVs challenge to assess water stress for sustainable agriculture. **Agricultural water management**, v. 153, p. 9-19, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2015.01.020>.

GALVÍNCIO, J. D. *et al.* Correlação linear entre a precipitação e o índice de área foliar do Bioma Caatinga. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v.13, n.07, 3304-3313. 2020. DOI: <<https://doi.org/10.26848/rbgf.v13.07.p3304-3314>>.

GARCÍA-ÁLVAREZ, D. *et al.* **Land Use Cover Datasets and Validation Tools: Validation Practices with QGIS**. Cham: Springer 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-90998-7>.

GAO, B. C. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. **Remote sensing of environment**, v. 58, n. 3, p. 257-266, 1996. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00067-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00067-3).

GENANU, M. *et al.* Remote sensing based estimation of Evapo-transpiration using selected algorithms: the case of Wonji Shoa sugar cane estate, Ethiopia. **International Journal of Sensors, and Sensor Networks**, v. 5, n. 1, p. 1-13, 2017. DOI: 10.11648/j.ijssn.20170501.11.

GEPANDAS DEVELOPERS. **User guide**. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 29 set. 2024.

GHIMIRE, B. *et al.* Global albedo change and radiative cooling from anthropogenic land cover change, 1700 to 2005 based on MODIS, land use harmonization, radiative kernels, and reanalysis. **Geophysical Research Letters**, v. 41, n. 24, p. 9087-9096, 2014.

GHOLIZADEH, S. Top Popular Python Libraries in Research. **Journal of Robotics and Automation Research**, v. 3, n. 2, p. 142–145, 2022.

GILLIES, S. *et al.* **Rasterio (versão 1.3.8.post2)**. GitHub, 28 ago. 2023. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 30 set. 2024.

GILLIES, S. **Rasterio Documentation Release 1.4.0**. Sep 26, 2024. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 29 set. 2024.

GILLIES, S. **Rasterio documentation: Release 1.5.0.dev**. San Francisco, CA, USA: MapBox, 2019. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 18 out. 2023.

GIOMETTI, A. B. R.; PANCHER, A. M. Geotecnologias na representação do espaço geográfico. In: GIOMETTI, A. B. R. (Org.). **Caderno de Formação: formação de professores didática dos conteúdos**. São Paulo: Cultura Acadêmica, 2012, p. 72-91.

GIONGO, M. *et al.* LiDAR: princípios e aplicações florestais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 30, n. 63, p. 231-231, 2010. DOI: 10.4336/2010.pfb.30.63.231.

GODOY, T. G. *et al.* Análise Espaço-Temporal da Mata Atlântica na Subprefeitura de Parelheiros com o Índice de Vegetação Melhorado (EVI). **Terrae Didática**, v. 19, p. e023016-e023016, 2023. DOI: <<https://doi.org/10.20396/td.v19i00.8671971>>.

GOKMEN, M. *et al.* Integration of soil moisture in SEBS for improving evapotranspiration estimation under water stress conditions. **Remote sensing of environment**, v. 121, p. 261-274, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.003>.

GOMES, S. O.; CANDEIAS, A. L. Application of GEOBIA for urban area classification using optical images from the PE3D project. In: SANTOS, L. B. L.; PEREIRA, M. A. (Eds.). **Brazilian Symposium on Geoinformatics**, 23., 2022, São José dos Campos-SP. Anais [...]. São José dos Campos-SP: MCTIC/INPE, 2022. p. 12.

GONG, P. *et al.* Finer resolution observation and monitoring of global land cover: First mapping results with Landsat TM and ETM+ data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n.7, 2607-2654, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2012.748992>.

GORELICK, N. *et al.* Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote sensing of Environment**, v. 202, p. 18-27, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>.

GOWARD, S. N. *et al.* Semi-Centennial of Landsat Observations and Pending Landsat 9 Launch. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 87, n. 8, p. 533-539, 2021. DOI: <https://doi.org/10.14358/PERS.87.8.533>.

GU, L. *et al.* Direct and indirect effects of atmospheric conditions and soil moisture on surface energy partitioning revealed by a prolonged drought at a temperate forest site. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, v. 111, n. D16, 2006.

GUEDES, J.; SILVA, S. M. P. Sensoriamento remoto no estudo da vegetação: princípios físicos, sensores e métodos. **Acta Geográfica**, v. 12, n. 29, p. 127-144, 2018. DOI: <https://doi.org/10.18227/2177-4307.acta.v12i29.4001>.

GUTIÉRREZ, A. P. A. *et al.* Drought preparedness in Brazil. **Weather and Climate Extremes**, v. 3, p. 95-106, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.wace.2013.12.001>.

HAN, Y. *et al.* Evaluating biases in Penman and Penman–Monteith evapotranspiration rates at different timescales. **Journal of Hydrology**, v. 638, p. 131534, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131534>.

HARRIS, C. R. *et al.* Array programming with NumPy. **Nature**, v. 585, n. 7825, p. 357-362, 2020. [doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2](https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2).

HARRIS, C. R. *et al.* **NumPy (versão 1.26.1)**. GitHub, 30 out. 2023. Disponível em: <https://github.com/numpy/numpy/tree/v1.26.1>. Acesso em: 30 set. 2024.

HARRIS, Charles R. *et al.* Array programming with NumPy. **Nature**, v. 585, n. 7825, p. 357-362, 2020. [doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2](https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2).

HEYWOOD, D. I.; CORNELIUS, S. C.; CARVER, S. J. **Introduction to Geographical Information Systems**. 3 ed. Harlow: Pearson Education Limited, 2006.

HONG, S. H.; HENDRICKX, J. M.; BORCHERS, B. **Up-scaling of SEBAL derived evapotranspiration maps from Landsat (30 m) to MODIS (250 m) scale**. *Journal of hydrology*, v. 370, n. 1-4, 122-138, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.002>.

HORAUD, R. *et al.* An overview of depth cameras and range scanners based on time-of-flight technologies. **Machine vision and applications**, v. 27, n. 7, p. 1005-1020, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00138-016-0784-4>.

HÖRNING, S.; HAESE, B. RMWSPy (v 1.1): A Python code for spatial simulation and inversion for environmental applications. **Environmental Modelling & Software**, v. 138, p. 104970, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.104970>.

HUANG, S. *et al.* A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. **Journal of Forestry Research**, v. 32, n. 1, p. 1-6, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01155-1>.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote sensing of environment**, v. 25, n. 3, p. 295-309, 1988. DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)

HUETE, A. R. *et al.* A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. **Remote sensing of environment**, v. 59, n. 3, p. 440-451, 1997. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00112-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00112-5).

HUNTER, John D. Matplotlib: A 2D graphics environment. **Computing in Science & Engineering**, v. 9, n. 03, p. 90-95, 2007. DOI: [doi.org/10.1109/MCSE.2007.55](https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55).

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia E Estatística. **Manual técnico da vegetação brasileira**. 2 ed. Rio de Janeiro, 2012. 271p. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv63011.pdf> >. Acesso em: 12 out. 2023.

JAAFAR, Hadi H.; AHMAD, Farah A. Time series trends of Landsat-based ET using automated calibration in METRIC and SEBAL: The Bekaa Valley, Lebanon. **Remote Sensing of Environment**, v. 238, p. 111034, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.12.033>.

JARDIM, A. M. R. F. *et al.* Using Remote Sensing to Quantify the Joint Effects of Climate and Land Use/Land Cover Changes on the Caatinga Biome of Northeast Brazilian. **Remote Sensing**, v. 14, n. 8, p. 1911, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs14081911>.

JASROTIA, A. S.; KUMAR, A.; SINGH, R. Integrated remote sensing and GIS approach for delineation of groundwater potential zones using aquifer parameters in Devak and Rui watershed of Jammu and Kashmir, India. **Arabian Journal of Geosciences**, v. 9, n. 4, p. 1-15, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12517-016-2326-9>.

JENSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. Tradução de José Carlos Neves Epiphânio. São José dos Campos: Parêntese, 2009. 604 p.

JESUS, J. B. *et al.* Temporal and phenological profiles of open and dense Caatinga using remote sensing: response to precipitation and its irregularities. **Journal of Forestry Research**, v. 32, p. 1067-1076, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11676-020-01145-3>.

JIAO, T. *et al.* Global climate forcing from albedo change caused by large-scale deforestation and reforestation: quantification and attribution of geographic variation. **Climatic Change**, v. 142, n. 3, p. 463-476, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10584-017-1962-8>.

JORDAHL, K. **GeoPandas Documentation Release 0.2.0. 18 sep 2017**. Disponível em: [<Link>](#). Acesso em: 29 set. 2024.

JUNIOR, A. F. C.; MENESES, P. R.; SANO, E. E. Análise de grupos utilizando índices de Vegetação para a diferenciação de alvos Antrópicos e Naturais presentes no Bioma Cerrado. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XV, 2001, Curitiba-PR. **Anais [...]** Curitiba-PR: INPE, 2005. p. 1592 - 1598 Disponível em: [<Link>](#). Acesso em: 10 dez. 2024.

KARASIAK, N. Museo ToolBox: A Python library for remote sensing including a new way to handle rasters. **Journal of Open Source Software**, v. 5, n. 48, p. 1978, 2020. DOI: <https://doi.org/10.21105/joss.01978>.

KATTIMANI, J. M.; PRASAD, T. J. R. Normalised differentiative vegetation index (NDVI) analysis in south-east dry agro-climatic zones of Karnataka using RS and GIS techniques. **International Journal of Advanced Research (IJAR)**, v. 4, p. 1952-1957, 2016. DOI: 10.21474/IJAR01/1414.

KAVZOGLU, T.; TONBUL, H. An experimental comparison of multi-resolution segmentation, SLIC and K-means clustering for object-based classification of VHR imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 39, n. 18, p. 6020-6036, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1506592>.

KELLNER, J. R.; CLARK, D. B.; HOFTON, M. A. Canopy height and ground elevation in a mixed-land-use lowland Neotropical rain forest landscape: Ecological Archives E090-233. **Ecology**, v. 90, n. 11, p. 3274-3274, 2009. DOI: [doi.org/10.1890/09-0254.1](https://doi.org/10.1890/09-0254.1).

KERSKI, J. J. Geo-awareness, geo-enablement, geotechnologies, citizen science, and storytelling: Geography on the world stage. **Geography compass**, v. 9, n. 1, p. 14-26, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1111/gec3.12193>.

KHAN, A. *et al.* Estimating biomass and yield using metric evapotranspiration and simple growth algorithms. **Agronomy journal**, v. 111, n. 2, p. 536-544, 2019. DOI: <https://doi.org/10.2134/agronj2018.04.0248>.

KIM, I. *et al.* Nanophotonics for light detection and ranging technology. *Nature nanotechnology*, v. 16, n. 5, p. 508-524, 2021. DOI: [doi.org/10.1038/s41565-021-00895-3](https://doi.org/10.1038/s41565-021-00895-3).

KLIPPEL, V. H. *et al.* Avaliação de Métodos de Restauração Florestal de Mata de Tabuleiros-ES. **Revista Árvore**, v. 39, p. 69-79, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1590/0100-67622015000100007>.

KRISHNAN, P. *et al.* Energy exchange and evapotranspiration over two temperate semi-arid grasslands in North America. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 153, p. 31-44, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.09.017>.

LAIPELT, L. *et al.* Long-term monitoring of evapotranspiration using the SEBAL algorithm and Google Earth Engine cloud computing. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 178, p. 81-96, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.05.018>.

LEMENKOVA, P. Python libraries matplotlib, seaborn and pandas for visualization geo-spatial datasets generated by QGIS. *Analele stiintifice ale Universitatii "Alexandru Ioan Cuza" din Iasi-seria Geografie*, v. 64, n. 1, p. 13-32, 2020. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso: 05 out. 2023.

LEPPÄ, K. *et al.* Vegetation controls of water and energy balance of a drained peatland forest: Responses to alternative harvesting practices. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 295, p. 108198, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.108198>.

LI, J. *et al.* A web-based learning environment of remote sensing experimental class with python. The International Archives of the Photogrammetry. **Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 43, p. 57-61, 2020. DOI: <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B5-2020-57-2020>, 2020.

LI, Y. *et al.* Local cooling and warming effects of forests based on satellite observations. **Nature communications**, v. 6, n. 1, p. 1-8, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1038/ncomms7603>.

LIAN, X. *et al.* Biophysical impacts of northern vegetation changes on seasonal warming patterns. **Nature Communications**, v. 13, n. 1, p. 1-9, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-022-31671-z>.

LIANG, S.; WANG, J. A systematic view of remote sensing. In: LIANG, S.; WANG, J. **Advanced Remote Sensing: Terrestrial Information Extraction and Applications**. 2 ed. Academic Press, 2020.

LIMA, C. E. S. *et al.* Assessment of automated evapotranspiration estimates obtained using the GP-SEBAL algorithm for dry forest vegetation (Caatinga) and agricultural areas in the Brazilian semiarid region. **Agricultural Water Management**, v. 250, p. 106863, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2021.106863>.

LIMA, R. B. *et al.* Diameter distribution in a Brazilian tropical dry forest domain: predictions for the stand and species. **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 89, p. 1189-1203, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1590/0001-3765201720160331>.

LIMA, T. L. *et al.* Structure, survival, and species diversity in a tropical dry forest submitted to coppicing. **Forest Ecology and Management**, v. 501, p. 119700, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119700>.

LIMA, T. L. *et al.* Structure, survival, and species diversity in a tropical dry forest submitted to coppicing. **Forest Ecology and Management**, v. 501, p. 119700, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119700>.

LV, Z. *et al.* Parallel k-means clustering of remote sensing images based on mapreduce. In: Wang, F. L. *et al.* (eds) **Web Information Systems and Mining. Web Information Systems and Mining International Conference, WISM 2010, Sanya, China, October 23-24, 2010, Proceedings. Lecture Notes in Computer Science**. v. 6318. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-16515-3\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-642-16515-3_21).

MACHADO, C. C.; SILVA, B. B. D.; ALBUQUERQUE, M. B.; GALVÍNCIO, J. D. Estimativa do balanço de energia utilizando imagens TM-Landsat 5 e o algoritmo SEBAL no litoral sul de Pernambuco. **Revista Brasileira de Meteorologia**, [S.l.], v. 29, n. 1, p. 55-67, 2014. DOI: [doi.org/10.1590/S0102-77862014000100006](https://doi.org/10.1590/S0102-77862014000100006).

MAGALHÃES, A. R. *et al.* **Secas no Brasil: política e gestão proativas**. Brasília: Centro de Gestão e Estudos Estratégicos-CGEE, 2016.

MAGALHÃES, A.R.; MARTINS, E.S. Drought and drought policy in Brazil. In: SIVAKUMAR, M.V. K.; MOTHAR, R.P.; WILHITE, D.A.; QU, J.J. (Eds.). **Towards a Compendium on National Drought Policy. Proceedings of an Expert Meeting, July 14-15, 2011**. Washington DC, USA: Geneva, Switzerland: World Meteorological Organization. AGM-12; WAOB-2011. p. 57-67. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 25 abr. 2025.

MAHADI, A. T.; SIREGAR, V. P.; NURSUGI. Mapping of mangrove coverage and canopy height using LiDAR data at Sangkulirang District, East Kutai, East Borneo. **IOP Conference**



MILLIKEN, W. *et al.* Impact of management regime and frequency on the survival and productivity of four native tree species used for fuelwood and charcoal in the Caatinga of Northeast Brazil. **Biomass & Bioenergy**, v. 116, p. 18-25, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2018.05.010>.

MILLMAN, K. J.; AIVAZIS, M. Python for scientists and engineers. **Computing in science & engineering**, v. 13, n. 2, p. 9-12, 2011. DOI: 10.1109/MCSE.2011.36.

MORAIS, L. G. B. L.; FRANCISCO, P. R. M.; MELO, J. A. B. Análise da cobertura vegetal das terras de região semiárida com o uso de geotecnologias. **Polêm!ca**, v. 13, n. 3, p. 1345-1363, 2014. DOI: <https://doi.org/10.12957/polemica.2014.11667>.

MOREIRA, L. C. J. *et al.* Variabilidade local e regional da evapotranspiração estimada pelo algoritmo SEBAL. **Engenharia Agrícola**, v. 30, n. 6, pp. 1148-1159, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-69162010000600015>.

MOREIRA, L. C.; DURAND, B. J.; TEIXEIRA, A. D. S.; ANDRADE, E. M. Variabilidade local e regional da evapotranspiração estimada pelo algoritmo SEBAL. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal-SP, v. 30, n. 6, p. 1148-1159, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-69162010000600015>.

MOURA, A. D.; FORTES, L. T. G. The Brazilian National Institute of Meteorology (INMET) and its contributions to agrometeorology. **Agrometeoros Pass Fundo**, v. 24, p. 15-27, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.31062/agrom.v24i1.24878>.

MOURA, P. M. *et al.* Carbon and nutrient fluxes through litterfall at four succession stages of Caatinga dry forest in Northeastern Brazil. **Nutrient Cycling in Agroecosystems**, v. 105, p. 25-38, 2016. DOI: [doi.org/10.1007/s10705-016-9771-4](https://doi.org/10.1007/s10705-016-9771-4).

MUÑOZ-SABATER, J. *et al.* ERA5-Land: A state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications. **Earth System Science Data**, v. 13, n. 9, p. 4349-4383, 2021. DOI: <https://doi.org/10.5194/essd-13-4349-2021>.

MUTTI, P. R. *et al.* Basin scale rainfall-evapotranspiration dynamics in a tropical semiarid environment during dry and wet years. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 75, p. 29-43, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.10.007>.

NASCIMENTO, S. S.; LIMA, E. R. V.; LIMA, P. P. S. Uso do NDVI na análise temporal da degradação da Caatinga na Sub-bacia do Alto Paraíba. **Okara: Geografia em Debate**, v. 8, n. 1, 2014. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

NGUYEN, Q. **CAD Scripting Languages: A collection of Perl, Ruby, Python, TCL & SKILL scripts: Programming Guide for Design Engineers by Design Engineer**. San Jose, CA: Ramacad, 2008.

NISHIWAKI, A. A. M. *et al.* Comparison of detection methods for vegetable individuals from the Caatinga using airborne LiDAR data. **Journal of Hyperspectral Remote Sensing**, v. 11, p. 302-309, 2021. DOI: <https://doi.org/10.29150/2237-2202.2021.251968>.

NOGUEIRA, E. M. *et al.* Cutting of dry forests in a semiarid region of northeastern Brazil. **Regional Environmental Change**, v. 24, n. 1, p. 25, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10113-024-02188-6>.

NumPy Community. **NumPy User Guide**. 1.23.0. June 2022. Disponível em: <<https://numpy.org/doc/1.23/numpy-user.pdf>>. Acesso em: 11 out. 2023.

OLIVEIRA, A. F. N. *et al.* Long-term effects of grazing on the biological, chemical, and physical soil properties of the Caatinga biome. **Microbiological Research**, v. 253, p. 126893, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.micres.2021.126893>.

OLIVEIRA, C. P. *et al.* Dynamic Modeling of Land Use and Coverage Changes in the Dryland Pernambuco, Brazil. **Land**, v. 11, n. 7, p. 998, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/land11070998>.

OLIVEIRA, C. P. *et al.* Modeling and spatialization of biomass and carbon stock using LiDAR metrics in tropical dry forest, Brazil. **Forests**, v. 12, n. 4, p. 473, 2021a. DOI: <https://doi.org/10.3390/f12040473>.

OLIVEIRA, C. P. *et al.* Prediction of Biomass in Dry Tropical Forests: An Approach on the Importance of Total Height in the Development of Local and Pan-tropical Models. **Journal of Sustainable Forestry**, p. 1-16, 2021b.

OLIVEIRA, Z. B. *et al.* Estimativa e espacialização da produtividade final da soja em anos de La Niña no Rio Grande do Sul. **Ciência e Natura**, v. 46, n. esp. 3, p. e86829-e86829, 2024. DOI: <https://doi.org/10.5902/2179460X86829>.

OPOLOT, E. Application of remote sensing and geographical information systems in flood management: a review. **Research Journal of Applied Sciences Engineering and Technology**, v. 6, n. 10, p. 1884-1894, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.19026/rjaset.6.3920>.

OYAMA, M. D.; NOBRE, C. A. Climatic consequences of a large-scale desertification in northeast Brazil: A GCM simulation study. **Journal of Climate**, v. 17, n. 16, p. 3203-3213, 2004. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2004\)017<3203:CCOALD>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2004)017<3203:CCOALD>2.0.CO;2).

PADGHAM, M. *et al.* An introduction to software tools, data, and services for geospatial analysis of stroke services. **Frontiers in Neurology**, v. 10, p. 743, 2019. DOI: [10.3389/fneur.2019.00743](https://doi.org/10.3389/fneur.2019.00743).

PARANHOS FILHO, A. C. *et al.* **Resolução**. In: PARANHOS FILHO, A. C. *et al.* Geotecnologias para aplicações ambientais. Maringá, PR: Uniedusul, 2021.

PAREETH, S.; KARIMI, P. Evapotranspiration estimation using Surface Energy Balance Model and medium resolution satellite data: An operational approach for continuous monitoring. **Scientific Reports**, v. 13, n. 1, p. 12026, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-38563-2>.

PARISE, F. J. O.; VETTORAZZI, C. A. Análise de dados de produção em um pomar jovem de laranjeiras Hamlin: I. Relações com a resposta espectral. **Revista Brasileira de Fruticultura**, v. 27, p. 43-47, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-29452005000100013>.

PAULA, A. C. P. D.; SILVA, C. L. D.; RODRIGUES, L. N.; SCHERER-WARREN, M. Performance of the SSEBop model in the estimation of the actual evapotranspiration of soybean and bean crops. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 54, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1590/S1678-3921.pab2019.v54.00739>.

PE3D – Pernambuco tridimensional. **O que é o programa?** 2023. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 31/10/2023.

PELLETIER, C. *et al.* Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high resolution satellite image time series over large areas. **Remote Sensing of Environment**, v. 187, p. 156-168, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.010>.

PENNINGTON, R. T.; LEHMANN, C. E. R.; ROWLAND, L. M. Tropical savannas and dry forests. **Current Biology**, v. 28, n. 9, p. R541-R545, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cub.2018.03.014>.

PEREIRA JÚNIOR, L. R.; ANDRADE, A. P.; ARAÚJO, K. D. Composição florística e fitossociologia de um fragmento de caatinga em Monteiro, Paraíba. **Holos**, v. 6, p. 73-87, 2012. DOI: [doi.org/10.15628/holos.2012.1188](https://doi.org/10.15628/holos.2012.1188).

PEREIRA, J. A. V. *et al.* 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**, Recife, v. 37, n. 2, 2020. DOI: [10.51359/2238-6211.2020.245694](https://doi.org/10.51359/2238-6211.2020.245694).

PETRI, C. A.; GALVÃO, L. S. Efeitos Bidirecionais Sobre a Reflectância e Índices de Vegetação na Estação Seca da Amazônia e do Cerrado. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, XIX, 2019, Santos-SP. **Anais [...]** Santos-SP: INPE, 2019. p. 268 - 270. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 10 dez. 2024.

PETTORELLI, N. *et al.* Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. **Trends in ecology & evolution**, v. 20, n. 9, p. 503-510, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>.

PIRES, A. A. N. Estrutura e objetivos da transposição do rio São Francisco: versões de uma mesma história. **GEOUSP Espaço e Tempo**, v. 23, n. 1, p. 182-197, 2019. DOI: <https://doi.org/10.11606/issn.2179-0892.geousp.2019.122366>.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. São Paulo: Oficina de Textos, 2012.

PYTHON SOFTWARE FOUNDATION. **Python (versão 3.10)**. GitHub, 2021. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 30 set. 2024.

QGIS Developers (2023). **QgsProject Class Reference. QGIS Python API**. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 18 out. 2023.

QIN, C-Z.; ZHU, L-J. GDAL/OGR and Geospatial Data IO Libraries. In: WILSON, J. P. (Ed.) **The Geographic Information Science & Technology Body of Knowledge**. 4. ed. [S.l.]: [s.n.], 2020. DOI: [10.22224/gistbok/2020.4.1](https://doi.org/10.22224/gistbok/2020.4.1).

QU, S. *et al.* Distinguishing the impacts of climate change and anthropogenic factors on vegetation dynamics in the Yangtze River Basin, China. **Ecological Indicators**, v. 108, p. 105724, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2019.105724>.

QUEIROZ, L.P.; CARDOSO, D.; FERNANDES, M.F.; MORO, M.F. (2017). Diversity and Evolution of Flowering Plants of the Caatinga Domain. In: SILVA, J. M. C.; LEAL, I. R.; TABARELLI, M. (eds) **Caatinga**. Cham, Switzerland: Springer, 2017. DOI: [doi.org/10.1007/978-3-319-68339-3\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-68339-3_2).

QUEIROZ, M. G. D. *et al.* Composition of Caatinga Species Under Anthropic Disturbance and Its Correlation With Rainfall Partitioning. **Floresta e Ambiente**, Seropédica-RJ, v. 28, n. 1, 2021. DOI: [doi.org/10.1590/2179-8087-FLORAM-2019-0044](https://doi.org/10.1590/2179-8087-FLORAM-2019-0044).

RAHIMZADEGAN, M.; JANANI, A. Estimating evapotranspiration of pistachio crop based on SEBAL algorithm using Landsat 8 satellite imagery. **Agricultural Water Management**, v. 217, p. 383-390, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.03.018>.

RAZA, A. *et al.* Python-Powered Remote Sensing Data. In: GALETY, M. G. *et al.* (Ed.). **Geospatial Application Development Using Python Programming**. Hershey, PA: IGI Global, 2024. p. 62-93. DOI: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1754-9.ch003>.

RÊGO, S. C. A. *et al.* Análise Comparativa dos Índices de Vegetação NDVI e SAVI no Município de São Domingos do Cariri-PB. **Revista geonorte**, v. 3, n. 5, p. 1217–1229-1217–1229, 2012. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 09 dez. 2024.

RHIF, M. *et al.* Detection of trend and seasonal changes in non-stationary remote sensing data: Case study of Tunisia vegetation dynamics. **Ecological Informatics**, v. 69, p. 101596, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101596>.

RIBEIRO, G. N. *et al.* Análise temporal da vegetação de Caatinga utilizando NDVI. **Revista Educação Agrícola Superior, Associação Brasileira de Educação Agrícola Superior-ABEAS**, v. 29, n. 1, p. 3-6, 2014. DOI: <https://doi.org/10.12722/0101-756x.v29n01a01>.

RICHARDSON, A. D. *et al.* Climate change, phenology, and phenological control of vegetation feedbacks to the climate system. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 169, p. 156-173, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2012.09.012>.

RINOS, M.H. M.; KALEEL, M.I.M. **Geographic Information System**. Oluvil: Department of Geography, South Eastern University of Sri Lanka, 2012.

ROBINSON, N. P. *et al.* A dynamic Landsat derived normalized difference vegetation index (NDVI) product for the conterminous United States. **Remote Sensing**, v. 9, n. 8, p. 863, 2017. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs9080863>.

RODAL, M. J. N.; MARTINS, F. R.; SAMPAIO, E. V. S. B. Levantamento quantitativo das plantas lenhosas em trechos de vegetação de caatinga em Pernambuco. **Revista Caatinga**, v. 21, n. 3, p. 192-205, 2008. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

RODRIGUES, H. C. T. *et al.* NDVI e SAVI como Ferramentas de Monitoramento das Modificações no Uso e Ocupação do Solo no Sudoeste Paraense. **Research, Society and**

**Development**, v. 11, n. 1, p. e47611122583, 2022. DOI: <https://doi.org/10.33448/rsd-v11i1.22583>.

ROKNI, K.; MUSA, T. A. Normalized difference vegetation change index: A technique for detecting vegetation changes using Landsat imagery. **Catena**, v. 178, p. 59-63, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.03.007>.

ROSA, Roberto. Análise Espacial Em Geografia. **Revista da ANPEGE**, [S. l.], v. 7, n. 01, p. 275–289, 2017. DOI: 10.5418/RA2011.0701.0023.

ROSOT, M. A. D.; ROSOT, N. C.; GARRASTAZU, M. C. **Cadernos de geoprocessamento (3): Roteiro prático para vetorização e edição temática usando o software gvSIG**. Colombo: Embrapa Florestas, 2013. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 28 mar. 2025.

ROSSUM, G. V.; DRAKE JUNIOR, F. L. **An introduction to Python: release 2.2.2**. Bristol, UK: Network Theory Ltd., 2003. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 28 mar. 2025.

ROUSE, J. W. *et al.* Monitoring vegetation systems in the great plains with erts. **NASA Spec. Publ**, v. 351, n. 1, p. 309, 1974. Disponível em: <<https://ntrs.nasa.gov/citations/19740022614>>. Acesso em: 10 dez. 2024.

RUHOFF, A. L. *et al.* A MODIS-based energy balance to estimate evapotranspiration for clear-sky days in Brazilian tropical savannas. **Remote Sensing**, v. 4, n. 3, p. 703-725, 2012. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs4030703>.

SAABITH, S.; VINOThRAJ, T.; FAREEZ, M. A review on Python libraries and Ides for Data Science. **International Journal of Research in Engineering and Science (IJRES)**, v. 9, n. 11, p. 36-53, 2021. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 28 mar. 2025.

SALAMI, G *et al.* Spatio-temporal Distribution of Aboveground Forest Biomass and Carbon in Tropical Dry Forest under Anthropogenic Pressure, Brazil. **Terr@ Plural**, v. 18, p. 1-27, 2024. DOI: <https://doi.org/10.5212/TerraPlural.v.18.2423225.014>.

SANTOS, A. R.; PELUZIO, T. M. O.; SAITO, N. S. **Spring 5.1. 2: Passo a passo: Aplicações práticas**. Alegre, ES: CAUFES, 2010. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 05 dez. 2024.

SANTOS, C. A. C. *et al.* Spatio-temporal patterns of energy exchange and evapotranspiration during an intense drought for drylands in Brazil. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 85, p. 101982, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101982>.

SANTOS, C. A. G. *et al.* Estimation of evapotranspiration for different land covers in a Brazilian semi-arid region: A case study of the Brígida River basin, Brazil. **Journal of South American Earth Sciences**, v. 74, p. 54-66, 2017. DOI: [doi.org/10.1016/j.jsames.2017.01.002](https://doi.org/10.1016/j.jsames.2017.01.002).

SANTOS, G. G. *et al.* Análise do uso e cobertura do solo utilizando Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) no município de Nova Ipixuna, Pará, Amazônia. **Observatório de la Economía Latinoamericana**, v. 22, n. 10, p. e7345-e7345, 2024. DOI: <https://doi.org/10.55905/oelv22n10-179>.

SANTOS, J. M. *et al.* 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. 088-097, 2020. DOI: <https://doi.org/10.24221/jeap.5.1.2020.2675.088-097>.

SANTOS, T. V. D.; FONTANA, D. C.; ALVES, R. C. M. Avaliação de fluxos de calor e evapotranspiração pelo modelo SEBAL com uso de dados do sensor ASTER. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília-DF, v. 45, n. 5, p. 488-496, 2010. DOI: [doi.org/10.1590/S0100-204X2010000500008](https://doi.org/10.1590/S0100-204X2010000500008).

SAVOCA, M. E. *et al.* **Actual evapotranspiration modeling using the operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) approach: U.S. Geological Survey Scientific Investigations Report 2013-5126**, 16 p. 2013. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 08 out. 2024.

SAWADOGO, A. *et al.* Comparative analysis of the pysebal model and lysimeter for estimating actual evapotranspiration of soybean crop in Adana, Turkey. **International Journal of Engineering and Geosciences**, v. 5, n. 2, p. 60-65, 2020. DOI: 10.26833/ijeg.573503.

SENAY, G. B. *et al.* A coupled remote sensing and simplified surface energy balance approach to estimate actual evapotranspiration from irrigated fields. **Sensors**, v. 7, n. 6, p. 979-1000, 2007. DOI: <https://doi.org/10.3390/s7060979>.

SENAY, G. B. *et al.* Mapping actual evapotranspiration using Landsat for the conterminous United States: Google Earth Engine implementation and assessment of the SSEBop model. **Remote Sensing of Environment**, v. 275, p. 113011, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113011>.

SENAY, G. B. *et al.* Operational evapotranspiration mapping using remote sensing and weather datasets: A new parameterization for the SSEB approach. **JAWRA Journal of the American Water Resources Association**, v. 49, n. 3, p. 577-591, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1111/jawr.12057>.

SENAY, G. B. Satellite psychrometric formulation of the Operational Simplified Surface Energy Balance (SSEBop) model for quantifying and mapping evapotranspiration. **Applied Engineering in Agriculture**, v. 34, n. 3, p. 555-566, 2018. DOI: <<https://doi.org/10.13031/aea.12614>>.

SHANMUGAPRIYAA, D. *et al.* Introduction to Geospatial Data and Python Programming. In: GALETY, M. *et al.* (Eds.). **Geospatial Application Development Using Python Programming**. Hershey, PA: IGI Global, 2024. p. 1-38. DOI: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1754-9.ch001>.

SILVA FILHO, R. S. *et al.* Representação matemática do comportamento intra-anual do NDVI no Bioma Caatinga. **Ciência Florestal**, v. 30, n. 2, p. 473-488, 2020. DOI: <https://doi.org/10.5902/1980509837279>.

SILVA JUNIOR, J. A.; ALCÂNTARA, L. A.; LIRA E. A. Linguagem de script python para análise territorial a partir de carta imagem de declividade e de curvas de nível no bairro de Águas Compridas-PE. In: Anais do XIX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 2019, Santos. **Anais [...]** São José dos Campos, INPE, 2019. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

SILVA, B. B. *et al.* Satellite-based ET estimation using Landsat 8 images and SEBAL model. **Revista Ciência Agronômica**, v. 49, p. 221-227, 2018. DOI: <https://doi.org/10.5935/1806-6690.20180025>.

SILVA, C. O. F.; MAGNONI, P. H. J.; MANZIONE, R. L. Sensoriamento remoto orbital para modelagem da evapotranspiração: síntese teórica e aplicações em computação na nuvem. **Revista Brasileira de Engenharia de Biosistemas**, v. 15, n. 3, p. 425-468, 2021. DOI: <https://doi.org/10.18011/bioeng2021v15n3p425-468>.

SILVA, C. V. S. *et al.* Monitoramento da Cobertura Vegetal por Sensoriamento Remoto no Semiárido Brasileiro Através de Índices de Vegetação. **Nativa**, [S. l.], v. 7, n. 6, p. 708-717, 2019. DOI: <https://doi.org/10.31413/nativa.v7i6.7646>.

SILVA, D. A. *et al.* Drivers of leaf area index variation in Brazilian Subtropical Atlantic Forests. **Forest Ecology and Management**, v. 476, p. 118477, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118477>.

SILVA, E. A. *et al.* Dinâmica do uso e cobertura da terra do município de Floresta, PE. **Floresta**, Curitiba, v. 43, n. 4, p. 611-620, out./dez. 2013. DOI: <https://doi.org/10.5380/rf.v43i4.27931>.

SILVA, E. R. A. C. *et al.* Mapeamento do estresse hídrico na vegetação a partir da utilização do NDWI: comparação com a adaptação da metodologia australiana MWSP aplicada ao médio trecho da Bacia Hidrográfica do Ipojuca-PE. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, XV, 2011, Curitiba, PR. **Anais [...]** Curitiba - PR: INPE, 2011. p. 268 - 270. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 10 dez. 2024.

SILVA, J. B. *et al.* Temporal variability in evapotranspiration and energy partitioning over a seasonally flooded scrub forest of the Brazilian Pantanal. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 308, p. 108559, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2021.108559>.

SILVA, J. F.; MIRANDA, R. Q.; CANDEIAS, A. L. B. Análise dos Modelos Digitais de Elevação (PE3D, SRTM-30, SRTM-90, ASTER GDEM, TOPODATA, TANDEM-X, ALOS PALSAR e ALOS AW3D30) e a necessidade da produção de dados altimétricos em excelência no Brasil. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 15, n. 03, p. 1543-1555, 2022. DOI: [10.26848/rbgf.v15.3.p1543-1555](https://doi.org/10.26848/rbgf.v15.3.p1543-1555).

SILVA, J. L. B. *et al.* Changes in the water resources, soil use and spatial dynamics of Caatinga vegetation cover over semiarid region of the Brazilian Northeast. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, v. 20, p. 100372, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100372>.

SILVA, J. M. C.; BARBOSA, L. C. F.; LEAL, I. R.; TABARELLI, M. (2017). The Caatinga: Understanding the Challenges. In: Silva, J. M. C.; Leal, I. R. Tabarelli, M. (eds.). **Caatinga**. Cham, Switzerland: Springer, 2017. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-68339-3\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-68339-3_1).

SILVA, K. S. T.; ALMEIDA, A. M.; SILVA, T. S. F. Influência de Determinantes Ambientais na Vegetação da **Caatinga**. **Sociedade e Território**, [S. l.], v. 29, n. 1, p. 183-198, 2017. DOI: <https://doi.org/10.21680/2177-8396.2017v29n1ID10807>.

SILVA, L. F. S. *et al.* Changes in Soil C, N, and P Concentrations and Stocks after Caatinga Natural Regeneration of Degraded Pasture Areas in the Brazilian Semiarid Region. **Sustainability**, v. 16, n. 20, p. 8737, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16208737>.

SILVA, N. D. **Estimativa, Análise Espacial e Temporal da Evapotranspiração de Referência (ET<sub>o</sub>) na Bacia Hidrográfica do Rio São Francisco, Brasil**. 2017. 83f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal do Recôncavo da Bahia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Cruz das Almas, BA, 2017. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 18 out. 2023.

SILVA, P. F. *et al.* Seasonal patterns of carbon dioxide, water and energy fluxes over the Caatinga and grassland in the semi-arid region of Brazil. **Journal of Arid Environments**, v. 147, p. 71-82, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2017.09.003>.

SILVA, R. M. *et al.* Pernambuco Tridimensional: Potencialidades no Uso do Geoprocessamento para a Exploração do Conceito Base Zero no Município de Afogados da Ingazeira–PE. **Anuário do Instituto de Geociências**, v. 43, n. 2, p. 437-448, 2020. DOI: [https://doi.org/10.11137/2020\\_2\\_437\\_448](https://doi.org/10.11137/2020_2_437_448).

SILVA, V. F. *et al.* Análise da degradação da vegetação nativa em área de preservação permanente na Paraíba. **Revista Brasileira de Geografia Física**, v. 13, n. 01, p. 121-130, 2020. DOI: <https://doi.org/10.26848/rbgf.v13.1.p121-130>.

SILVA, V. S. *et al.* Methodological evaluation of vegetation indexes in land use and land cover (LULC) classification. **Geology, Ecology, and Landscapes**, v. 4, n. 2, p. 159-169, 2019 <https://doi.org/10.1080/24749508.2019.1608409>.

SINGH, R. K.; SENAY, G. B. Comparison of four different energy balance models for estimating evapotranspiration in the Midwestern United States. **Water**, v. 8, n. 1, p. 9, 2015. DOI: <https://doi.org/10.3390/w8010009>.

SISDAGRO. **Sistema de Suporte à Decisão na Agropecuária. Instituto Nacional de Meteorologia (INMET)**. SISDAGRO. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 6 dez. 2024.

SISTERSON, D. L. *et al.* Difficulties in using power laws for wind energy assessment. **Solar Energy**, v. 31, n. 2, p. 201-204, 1983. DOI: [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(83\)90082-8](https://doi.org/10.1016/0038-092X(83)90082-8).

SOUSA, M. F. F.; MOREIRA, A. N. H.; CIAPPINA, A. L. Avaliação de Degradação de Pastagens com o Uso de Sensoriamento Remoto e Índices de Vegetação. **Enciclopedia Biosfera**, [S. l.], v. 19, n. 39, 2022. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 11 dez. 2024.

SOUZA, C. C.; CUNHA, M. C. O uso das geotecnologias como ferramenta de auxílio na análise ambiental no município de Jataí Goiás. **Geoambiente**, n. 38, p. 151-174, 2020. DOI: <https://doi.org/10.5216/revgeoamb.i38.63586>.

SOUZA, L. S. B. de *et al.* Balanço de energia e controle biofísico da evapotranspiração na Caatinga em condições de seca intensa. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 50, n. 08, p. 627-636, 2015. DOI: [doi.org/10.1590/S0100-204X2015000800001](https://doi.org/10.1590/S0100-204X2015000800001).

SOUZA, S. M. *et al.* Effects of Vegetable Cover on the Regeneration Process in Degraded Dry Forest in Brazil. **Land Degradation & Development**, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1002/ldr.5316>.

STEWART, J. M. NumPy. In: STEWART, J. M. **Python for Scientists**. Cambridge: Cambridge University Press, 2017. p. 55-81. DOI: [doi.org/10.1017/9781108120241.006](https://doi.org/10.1017/9781108120241.006).

SULLIVAN, M. J. P. *et al.* Long-term thermal sensitivity of Earth's tropical forests. **Science**, v. 368, n. 6493, p. 869-874, 2020. DOI: [10.1126/science.aaw757](https://doi.org/10.1126/science.aaw757).

SUMERLING, G. **Lidar Analysis in ArcGIS 9.3.1 for Forestry Applications**. Redlands, CA, USA: Environmental Systems Research Institute (ESRI), 2010. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

SUNITHA, G. *et al.* Python for Geospatial Data Analysis. In: GALETY, M. G. *et al.* **Ethics, Machine Learning, and Python in Geospatial Analysis**. Hershey, PA: IGI Global, 2024. p. 94 -119. DOI: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-6381-2.ch005>.

TAURO, F. *et al.* Latent heat flux variability and response to drought stress of black poplar: A multi-platform multi-sensor remote and proximal sensing approach to relieve the data scarcity bottleneck. **Remote Sensing of Environment**, v. 268, p. 112771, 2022.

TEIXEIRA, A. H. C. *et al.* Large-scale radiation and energy balances with Landsat 8 images and agrometeorological data in the Brazilian semiarid region. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 11, n. 1, p. 016030-016030, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1117/1.JRS.11.016030>.

TEIXEIRA, A. H. C. *et al.* Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low-Middle Sao Francisco River basin, Brazil: Part A: Calibration and validation. **Agricultural and forest meteorology**, v. 149, n. 3-4, p. 462-476, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.09.016>.

THIEN, B. B.; PHUONG, V. T.; KOMOLAFE, A. A. Assessment of forest cover and forest loss using satellite images in Thua Thien Hue province, Vietnam. **AUC Geographica**, v. 58, n. 2, p. 172-186, 2023. DOI: <https://doi.org/10.14712/23361980.2023.13>.

THORNTHWAITE, C.W.; MATHER, J.R. **The water balance**. **Climatology**, Centerton, NJ. v.8, n.1. 1955.

TOMASELLA, J. *et al.* Desertification trends in the Northeast of Brazil over the period 2000–2016. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 73, p. 197-206, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.06.012>.

TÔSTO, S. G. *et al.* **Geotecnologias e geoinformação: o produtor pergunta, a Embrapa responde**. Brasília, DF: Embrapa, 2014. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

TOWNSHEND, J. R., *et al.* Global characterization and monitoring of forest cover using Landsat data: opportunities and challenges. **International Journal of Digital Earth**, v. 5, n. 5, 373-397, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1080/17538947.2012.713190>.

TRANCOSO, R.; SANO, E. E.; MENESES, P. R. The spectral changes of deforestation in the Brazilian tropical savanna. **Environmental monitoring and assessment**, v. 187, p. 1-15, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10661-014-4145-3>.

TRENTIN, C. B. *et al.* Características da Vegetação dos Biomas Pampa e Cerrado Monitorados por NDVI. **Revista Geoaraguaia**, v. 11, n. Especial, p. 69-84, 2021. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 09 dez. 2024.

USGS - UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **Landsat—Earth observation satellites** [versão 1.4, agosto 2022]. U.S. Geological Survey Fact Sheet 2015–3081, 2015. 4 p. DOI: <https://doi.org/10.3133/fs20153081>.

VALE, B. S. *et al.* Desempenho dos Modelos SEBAL e SSEBop na Estimativa da Evapotranspiração do Trigo no Cerrado. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 37, n. 3, p. 329–345, jul. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1590/0102-77863730031>.

VALE, R. M. C.; PEREZ-ALBERTI, A. (2021). Uso das Terras e Processos de Desertificação na RPGA dos rios Macururé-Curaçá. GOT. **Revista de Geografia e Ordenamento do Território**, n. 22, p. 5-27, 2021. DOI: [dx.doi.org/10.17127/got/2021.22.001](https://doi.org/10.17127/got/2021.22.001).

VAN DEN BOSSCHE, J. *et al.* **GeoPandas (versão 0.14.0)**. GitHub, 18 set. 2023. Disponível em: <https://github.com/geopandas/geopandas/tree/v0.14.0>. Acesso em: 30 set. 2024.

VAN GORSEL, E. *et al.* Carbon uptake and water use in woodlands and forests in southern Australia during an extreme heat wave event in the “Angry Summer” of 2012/2013. **Biogeosciences**, v. 13, n. 21, p. 5947-5964, 2016. DOI: <https://doi.org/10.5194/bg-13-5947-2016>.

VELOSO, G. A.; SILVA, L. A. P.; FERREIRA, M. E. Análise do balanço de radiação e energia em áreas de veredas no norte de Minas Gerais, bioma Cerrado. **Cerrados**, v. 18, n. 1, p. 220-247, 2020. DOI: [10.22238/rc2448269222201801220247](https://doi.org/10.22238/rc2448269222201801220247).

VESTENA, K. M.; CAMBOIM, S. P.; SANTOS, D. R. OSM Sidewalkreator: A QGIS plugin for an automated drawing of sidewalk networks for OpenStreetMap. **European Journal of Geography**, v. 14, n. 4, p. 66-84, 2023. DOI: [10.48088/ejg.k.ves.14.4.066.084](https://doi.org/10.48088/ejg.k.ves.14.4.066.084).

VICO, G. *et al.* Climatic, ecophysiological, and phenological controls on plant ecohydrological strategies in seasonally dry ecosystems. **Ecohydrology**, v. 8, n. 4, p. 660-681, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1002/eco.1533>.

WADT, P. G. S.; SILVA, D. J. Acurácia do diagnóstico nutricional de pomares de mangueiras obtido por três fórmulas DRIS. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 45, n. 10, p. 1180–1188, out. 2010. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2010001000018>.

WARDLAW, T. J. Eucalyptus obliqua tall forest in cool, temperate Tasmania becomes a carbon source during a protracted warm spell in November 2017. **Scientific Reports**, v. 12, n. 1, p. 1-12, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-06674-x>.

WATSON, D. J. h. Comparative physiological studies on the growth of field crops: I. Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between

years. **Annals Of Botany**, v. 11, n. 41, p. 41-76, 1947. DOI: <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.aob.a083148>>.

WESSELS, K. J. *et al.* Rapid land cover map updates using change detection and robust random forest classifiers. **Remote Sensing**, v. 8, n. 11, p. 888, 2016. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs8110888>.

WICHER-DYSARZ, J.; DYSARZ, T.; JASKUŁA, J. Uncertainty in Determination of Meteorological Drought Zones Based on Standardized Precipitation Index in the Territory of Poland. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 19, n. 23, p. 15797, 2022. DOI: [doi.org/10.3390/ijerph192315797](https://doi.org/10.3390/ijerph192315797).

WILLIAMS, C. A.; GU, H.; JIAO, T. Climate impacts of US forest loss span net warming to net cooling. **Science Advances**, v. 7, n. 7, p. eaax8859, 2021. DOI: [10.1126/sciadv.aax8859](https://doi.org/10.1126/sciadv.aax8859).

WILLMAN, J. M. **Beginning PyQt**. Berkeley, CA: Apress, 2020. [doi.org/10.1007/978-1-4842-7999-1](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7999-1)

WOLFF, W. **Script para calcular a evapotranspiração diária para imagens Landsat 8 em GRASS GIS**. 2016. DOI: [http://doi.org/10.5281/zenodo.167350](https://doi.org/10.5281/zenodo.167350).

WU, Z. *et al.* Landscape ecological network construction controlling surface coal mining effect on landscape ecology: A case study of a mining city in semi-arid steppe. **Ecological Indicators**, v. 133, p. 108403, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108403>.

WULDER, M. A. *et al.* Fifty years of Landsat science and impacts. **Remote Sensing of Environment**, v. 280, p. 113195, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113195>.

XUE, J.; SU, B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. **Journal of Sensors**, v. 2017, n. 1, p. 1353691, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1155/2017/1353691>.

YANG, J. Y. *et al.* Water consumption in summer maize and winter wheat cropping system based on SEBAL model in Huang-Huai-Hai Plain, China. **Journal of Integrative Agriculture**, v. 14, n. 10, p. 2065-2076, 2015. DOI: [10.1016/S2095-3119\(14\)60951-5](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(14)60951-5).

YUAN, Wenping *et al.* Severe summer heatwave and drought strongly reduced carbon uptake in Southern China. **Scientific Reports**, v. 6, n. 1, p. 1-12, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1038/srep18813>.

Z Aidan, R. T. Geoprocessamento conceitos e definições. **Revista de Geografia - PPGeo - UFJF**, v. 7, n. 2, 2017. DOI: <https://doi.org/10.34019/2236-837X.2017.v7.18073>.

ZAMBELLI, P.; GEBBERT, S.; CIOLLI, M. Pygrass: An object oriented python application programming interface (API) for geographic resources analysis support system (GRASS) geographic information system (GIS). **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 2, n. 1, p. 201-219, 2013. DOI: [doi.org/10.3390/ijgi2010201](https://doi.org/10.3390/ijgi2010201).

ZENG, Z. *et al.* Climate mitigation from vegetation biophysical feedbacks during the past three decades. **Nature Climate Change**, v. 7, n. 6, p. 432-436, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1038/nclimate3299>

ZHANG, Z. *et al.* Influence of mulched drip irrigation on landscape scale evapotranspiration from farmland in an arid area. **Agricultural Water Management**, v. 230, p. 105953, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2019.105953>.

ZHEN, Z. *et al.* Using the negative soil adjustment factor of soil adjusted vegetation index (SAVI) to resist saturation effects and estimate leaf area index (LAI) in dense vegetation areas. **Sensors**, v. 21, n. 6, p. 2115, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/s21062115>.

ZHOU, S. *et al.* GPS2space: An open-source python library for spatial measure extraction from GPS data. **Journal of Behavioral Data Science**, v. 1, n. 2, p. 127, 2021. DOI: <https://doi.org/10.35566/jbds/v1n2/p5>.

ZUCHERATO, B.; RODRIGUES, T. C. S.; VIEGAS, J. C. O Mapeamento de Estudos Comparativos e o Uso das Geotecnologias: Aplicação Para a Cartografia da Vulnerabilidade em Áreas do Brasil e Portugal. **Revista Geoaraguaia**, v. 11, n. 1, p. 227-249, 2021. Disponível em: <[Link](#)>. Acesso em: 03 abr. 2025.

ZWART, S. J.; BASTIAANSEN, W. G. M. SEBAL for detecting spatial variation of water productivity and scope for improvement in eight irrigated wheat systems. **Agricultural Water Management**, v. 89, n. 3, p. 287-296, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2007.02.002>.

# **ANEXOS**

## ANEXO A

Tabela I. Folhas articuladas do projeto Pernambuco Tridimensional, utilizadas para o recobrimento da Fazenda Itapemirim, Floresta-PE.

Quadrícula	Data aquisição Laser (MDT/MDE)	Data aquisição Ortofotos
SC-24-X-A-III-3-SO-C-I	01/09/2014; 27/11/2014 e 28/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-C-II	29/08/2014 e 01/09/2014	27/08/2014; 03/09/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-C-III	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-C-IV	29/08/2014; 01/09/2014; 16/11/2014 e 01/12/2014	27/08/2014; 03/09/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-E-I	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-E-II	29/08/2014; 01/09/2014; 16/11/2014; 28/11/2014; 01/12/2014 e 13/05/2015	27/08/2014; 03/09/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-E-III	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-III-3-SO-E-IV	29/08/2014; 01/09/2014; 16/11/2014; 28/11/2014; 01/12/2014 e 13/05/2015	27/08/2014; 03/09/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-A-I	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-A-II	29/08/2014; 01/09/2014; 16/11/2014; 28/11/2014; 01/12/2014 e 13/05/2015	27/08/2014; 03/09/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-A-III	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-A-IV	29/08/2014; 01/09/2014; 16/11/2014; 28/11/2014 e 01/12/2014	27/08/2014; 03/09/2014; 04/09/2014 e 19/10/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-C-I	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014 e 04/09/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-C-II	29/08/2014; 01/09/2014; 16/11/2014; 28/11/2014 e 01/12/2014	27/08/2014; 03/09/2014; 04/09/2014 e 19/10/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-C-III	01/09/2014; 16/11/2014 e 27/11/2014	27/08/2014; 04/09/2014 e 22/09/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-C-IV	01/09/2014; 16/11/2014; 28/11/2014 e 01/12/2014	27/08/2014; 03/09/2014; 04/09/2014; 22/09/2014 e 19/10/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-D-I	29/08/2014 e 28/11/2014	03/09/2014; 04/09/2014 e 19/10/2014
SC-24-X-A-VI-1-NO-D-III	28/11/2014	03/09/2014; 04/09/2014 e 19/10/2014

SC-24-X-A-VI-1-NO-E-II	16/11/2014; 28/11/2014 e 01/12/2014	27/08/2014; 03/09/2014; 04/09/2014; 22/09/2014 e 19/10/2014
------------------------	--	---

Fonte: (APAC, 2023).