

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ALAGOAS
CAMPUS DE ENGENHARIAS E CIÊNCIAS AGRÁRIAS
ENGENHARIA DE AGRIMENSURA

GABRIEL ROSEMBERG SOBRINHO DE OLIVEIRA

**CARACTERIZAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DAS ALTERAÇÕES AMBIENTAIS
DECORRENTES DA CONSTRUÇÃO DA USINA HIDRELÉTRICA DE XINGÓ NO
MUNICÍPIO DE PIRANHAS – AL**

RIO LARGO – ALAGOAS

2022

GABRIEL ROSEMBERG SOBRINHO DE OLIVEIRA

**CARACTERIZAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DAS ALTERAÇÕES AMBIENTAIS
DECORRENTES DA CONSTRUÇÃO DA USINA HIDRELÉTRICA DE XINGÓ NO
MUNICÍPIO DE PIRANHAS – AL**

Trabalho de Conclusão de Curso, para obtenção
de título de Bacharel em Engenharia de
Agrimensura, pelo Campus de Engenharias e
Ciências Agrárias da Universidade Federal de
Alagoas

Orientadora: Prof.a. MSc. Michelle Adelino

RIO LARGO – ALAGOAS

2022

Catálogo na fonte
Universidade Federal de Alagoas
Biblioteca Campus de Engenharias e Ciências Agrárias
Bibliotecário Responsável: Erisson Rodrigues de Santana – CRB 1512

O48c

Oliveira, Gabriel Rosemberg Sobrinho de.
Caracterização espaço-temporal das alterações ambientais
decorrentes da construção da usina hidrelétrica de Xingó no município de
Piranhas – AL. / Gabriel Rosemberg Sobrinho de Oliveira. – 2022.

87f.: il.

Orientador(a): Michelle Adelino Cerqueira.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de
Agrimensura) – Campus de Engenharias e Ciências Agrárias,
Universidade Federal de Alagoas. Rio Largo, 2022.

Inclui bibliografia

1. Sensoriamento Remoto. 2. Classificação Supervisionada. 3. Caatinga.
4. Piranhas - Alagoas. 5. NDWI. I. Título.

CDU: 528.8: 981.35

GABRIEL ROSEMBERG SOBRINHO DE OLIVEIRA

**CARACTERIZAÇÃO ESPAÇO-TEMPORAL DAS ALTERAÇÕES AMBIENTAIS
DECORRENTES DA CONSTRUÇÃO DA USINA HIDRELÉTRICA DE XINGÓ NO
MUNICÍPIO DE PIRANHAS – AL**

Trabalho de Conclusão de Curso, para obtenção
de título de Bacharel em Engenharia de
Agrimensura, pelo Campus de Engenharias e
Ciências Agrárias da Universidade Federal de
Alagoas

Trabalho de Conclusão de Curso aprovado em 19 /12/ 2022

1º Examinador

Profª. Me. Michelle Adelino Cerqueira [Presidente e Orientador(a)]

Documento assinado digitalmente
MICHELLE ADELINO CERQUEIRA
Data: 05/01/2023 10:51:45-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

2º Examinador

Prof. MSc. Jhonathan Gomes Dos Santos (membro interno)

Documento assinado digitalmente
JHONATHAN GOMES DOS SANTOS
Data: 14/01/2023 11:42:00-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

3º Examinador

Profª. Dra. Flávia Mazzer Rodrigues (membro externo – UFMG)

Documento assinado digitalmente
FLAVIA MAZZER RODRIGUES DA SILVA
Data: 05/01/2023 11:38:06-0300
Verifique em <https://verificador.iti.br>

Dedicado à minha mãe e ao meu irmão Guilherme.

Agradecimento

Finalmente! A graduação é uma fase da vida que requer muita dedicação e coragem para enfrentar desafios e nem sempre é fácil concluí-la. É quase impossível passar por isso sozinho e não teria conseguido chegar até aqui sem a ajuda e apoio de algumas pessoas especiais na minha vida.

Antes de tudo, agradeço às minhas tias, quase mães, e primos, quase irmãos, pelo apoio, paciência e por estarem sempre comigo. Mas, agradeço principalmente a minha mãe, Roselande da Conceição, que desde o meu nascimento colocou os filhos como prioridade e fez o impossível para nos dar sempre o melhor. Ao meu irmão Guilherme, pela companhia em todos esses anos e ao meu Pai, José Luiz (in memoriam) que sempre buscou me ajudar como pôde. Essa conquista é de todos nós!

Agradeço a Prof. Michelle Cerqueira, por aceitar ser minha orientadora, pela paciência e aprendizado ao longo desse período. Aos Professores Jhonathan Gomes, Juciela Christina e Regla Toujaguez, por todo o apoio que sempre deram a mim, meus amigos e colegas de turma durante o curso, hoje são exemplos de profissionais para mim.

Obrigado ao Setor de Geoprocessamento da Sedet e à Nortear Jr Engenharia pelo aprendizado e desenvolvimento pessoal e profissional.

Aos meus colegas de turma e aos meus amigos Magda, Brian, Carol, Day e Rafael, vocês foram essenciais durante essa jornada, obrigado pela companhia, ajuda, conversas, conselhos e puxões de orelha nesses anos, principalmente nessa reta final tão difícil. Sem vocês eu não teria conseguido.

Obrigado!

RESUMO

Atualmente, as hidrelétricas são a principal fonte de energia elétrica no Brasil. Sua implantação gera diversos impactos sócio-ambientais a curto e longo prazo em grandes áreas, sendo necessário realizar o seu monitoramento constantemente, principalmente quando a unidade está localizada em biomas como a caatinga, que sofrem severo desmatamento. Nesse contexto, apresenta-se a Usina Hidrelétrica de Xingó, localizada entre os municípios de Piranhas - AL e Canindé do São Francisco - SE. O município alagoano possui grande importância histórica para a região, além disso, já foi um grande centro econômico do sertão alagoano em seu passado e com a implantação da usina, sofreu diversos impactos sociais e ambientais em seu território. O presente trabalho tem como objetivo utilizar ferramentas do sensoriamento remoto para análise das alterações espaço-temporais ocorridas no município de Piranhas ocasionadas pela instalação da Usina Hidrelétrica de Xingó. Para isso, foram selecionadas imagens orbitais dos satélites Landsat 5 e 8 dos anos 1985, 1999, 2006 e 2020 e realizada a classificação supervisionada, selecionando 7 classes diferentes para treinamento do algoritmo de máxima verossimilhança com o intuito de obter dados de uso e ocupação do solo da região. Além desse processo, foram calculados também os índices biofísicos NDVI e NDWI. A partir dos resultados foram elaborados os mapas de uso e ocupação do solo e dos índices biofísicos, obtidos os dados quantitativos e estatísticos, e analisados os resultados de cada cena em cada processo. O processo de classificação foi feito através do software SPRING 5.5.6 e os índices biofísicos e demais etapas, através do software QGIS 3.10. Os índices NDVI e NDWI de cada ano foram bastante eficazes na identificação de corpos hídricos e regiões de vegetação, como o Rio São Francisco e as áreas de Caatinga Densa e Semidensa, seus resultados permitiram observar a umidade da região e a qualidade da vegetação presente no município, evidenciando o clima predominantemente seco da região, além de que, nas quatro cenas estudadas a maior parte da vegetação presente no território encontra-se com baixa umidade e com estresse hídrico. Já a classificação supervisionada, apesar de apresentar taxas de confusão entre algumas classes, os resultados demonstraram desempenho satisfatório, o que possibilitou a identificação dos corpos hídricos da região, além disso, foi possível realizar a quantificação das classes selecionadas e a observar diminuição e/ou avanço de uma classe ao longo do tempo dentro do território de Piranhas, como por exemplo as alterações ocorridas na quantidade de área das classes de Caatinga, bem como o aumento da classe Urbanizada e diminuição das áreas de solo exposto e agropecuária.

Palavras chave: sensoriamento remoto; caatinga; classificação supervisionada; NDWI; NDVI; Piranhas; Alagoas.

ABSTRACT

Actually, the hydroelectric plants are the principal electric power source in Brazil, their installation generate several socio-environmental impacts at short and long term in large areas, being necessary to monitor constantly, principally when the plant is located in a bioma as caatinga that undergoes severe deforestation. In this context, the Xingó Hydroelectric Plant is presented, located between two counties: Canindé do São Francisco - SE and Piranhas - AL. Alagoas county has great historical importance besides being a great economic center in the past and with the plant implementation suffered several social and environmental impacts in your territory. This work has the purpose of using the remote sensing tools to analyze the spatio-temporal modifications caused by the Xingó Hydroelectric Plant in the Piranhas. For that, were selected orbital images from the satellites Landsat 5 and 8 from the years 1985, 1999, 2006 and 2020 and performed the supervised classification selecting 7 categories for training the maximum-likelihood algorithm in order to get land use and cover data. Beyond the classification process, also were calculated the biophysical indexes NDWI and NDVI. From the results were prepared the maps for land use and cover, and for NDWI and NDVI, obtained the quantitative and statistical data to analyze the results of each process. The supervised classification was realized using the software SPRING 5.5.6 and the indexes using the software QGIS 3.10. The NDWI and NDVI proved to be very effective to identify hydrous bodies and areas with vegetation as São Francisco River and the Caatinga Densa and Semidensa areas, the indexes results enable to observe the humidity of region and quality of vegetation present in Piranhas evidencing the arid weather in the region, besides, mostly of vegetation in the territory presents low humidity and hydric stressed. Although to show confusion rate between few categories, the supervised classification results presented satisfactory performance what made to identify the hydrous bodies in the region, besides that possible the quantification of the selected categories and to observe the decrease and increase of a class over the time in the Piranhas territory, as an example the changes become in the area of Caatinga classes, as well the increase for Urban class and the reduction in Non-vegetated area and farming area.

Keywords: remote sensing; caatinga; supervised classification; NDWI; NDVI; Piranhas; Alagoas.

Lista de Ilustrações

Figura 1: Mapa de Localização: Bioma Caatinga e Região Do Semiárido.....	22
Figura 2: Níveis de altitude do sensoriamento remoto.....	25
Figura 3: Faixas do Espectro Eletromagnético.....	25
Figura 4: Mapa de Localização do Município de Piranhas – AL.....	36
Figura 5: Fluxograma da metodologia de trabalho.....	37
Figura 6: Mapa de Recorte do Município de Piranhas – AL.....	39
Figura 7: Mapa Composição RGB Falsa-cor 543 Landsat TM e 754 Landsat OLI sem realce do Município de Piranhas – AL.....	40
Figura 8: Mapa Composição RGB Falsa-cor 543 Landsat TM e 754 Landsat OLI com realce do Município de Piranhas – AL.....	41
Figura 9: Gráfico de Medidas Estatísticas da Classificação Supervisionada por Ano de Estudo.....	49
Figura 10: Diagrama de Caixa da Classificação Supervisionada por Ano de Estudo.....	53
Figura 11: Mapa de Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL nos anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	55
Figura 12: Gráfico Extensão Territorial do Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL nos anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	57
Figura 13: Diagrama de Caixa – NDVI Piranhas/ AL– Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	59
Figura 14: Gráfico de Área de Classes NDVI 1985 – Piranhas / AL.....	60
Figura 15: Gráfico de Área de Classes NDVI 1999 – Piranhas / AL.....	60
Figura 16: Gráfico de Área de Classes NDVI 2006 – Piranhas / AL.....	61
Figura 17: Gráfico de Área de Classes NDVI 2020 – Piranhas / AL.....	62
Figura 18: Mapa NDVI – Piranhas – AL – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	63
Figura 19: Diagrama de Caixa – NDWI de Piranhas/ AL – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	65

Figura 20: Gráfico de Área de Classes NDWI 1985 – Piranhas / AL.....	66
Figura 21: Gráfico de Área de Classes NDWI 1999 – Piranhas / AL.....	66
Figura 22: Gráfico de Área de Classes NDWI 2006 – Piranhas / AL.....	67
Figura 23: Gráfico de Área de Classes NDWI 2020 – Piranhas / AL.....	67
Figura 24: Mapa NDWI – Piranhas – AL – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	69
Figura 25: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 1985.....	72
Figura 26: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1985 – Piranhas/ AL.....	73
Figura 27: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 1999.....	75
Figura 28: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1999 – Piranhas/ AL.....	76
Figura 29: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 2006.....	78
Figura 30: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2006 – Piranhas/ AL.....	79
Figura 31: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 2020.....	81
Figura 32: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2006 – Piranhas/ AL.....	82

Lista de Tabelas

Quadro 1: Quadro de Dados Landsat 5 sensor TM.....	34
Quadro 2: Quadro de Dados Landsat 8 sensor OLI e TIRS.....	35
Quadro 3: Bandas do Landsat 5 e Landsat 8 utilizadas no estudo.....	38
Quadro 4: Parâmetros de Conversão Cena 1 – Ano 1985.....	44
Quadro 5: Parâmetros de Conversão Cena 2 – Ano 1999.....	44
Quadro 6: Parâmetros de Conversão Cena 3 – Ano 2006.....	45
Quadro 7: Parâmetros de Conversão Cena 4 – Ano 2020.....	45
Quadro 8: Tabela com intervalos utilizados para recodificação das imagens do NDVI de cada ano.....	47
Quadro 9: Tabela com intervalos utilizados para recodificação das imagens NDWI de cada ano.....	48
Quadro 10: Matriz de desempenho Da classificação supervisionada por ano.....	48
Quadro 11: Matriz de Erros de Classificação – Cena 1985.....	49
Quadro 12: Matriz de Erros de Classificação – Cena 1999.....	50
Quadro 13: Matriz de Erros de Classificação – Cena 2006.....	50
Quadro 14: Matriz de Erros de Classificação – Cena 2020.....	51
Quadro 15: Tabela Estatística da Classificação Supervisionada por Ano.....	53
Quadro 16: Tabela de Áreas das Classes de Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL por ano.....	54
Quadro 17: Tabela de Parâmetros estatísticos – NDVI – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	58
Quadro 18: Tabela de Área de Classes de NDVI – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020 – Piranhas/AL.....	62
Quadro 19: Tabela de Parâmetros estatísticos – NDWI – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.....	64
Quadro 20: Tabela de Área de Classes de NDWI – Anos 1985, 1999 e 2006 – Piranhas/AL.....	68

Quadro 21: Dados Estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1985 – Piranhas/ AL.....	73
Quadro 22: Dados estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1999 – Piranhas/ AL.....	76
Quadro 23: Dados estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2006 – Piranhas/ AL.....	79
Quadro 24: Dados estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2020 – Piranhas/ AL.....	82

Lista de Abreviaturas e Siglas

APA	Área de Preservação Ambiental
CBERS	China – Brasil Earth Resources Satellite
CHESF	Companhia Hidrelétrica do São Francisco
EPE	Empresa de Pesquisa Energética
ERTS	Earth Resources Technology Satellite
ETM	Enhanced Thematic Mapper
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDEB	Índice de Desenvolvimento da Educação Básica
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
MAXVER	Maxima verossimilhança
MMA	Ministério do Meio Ambiente
MSS	Multispectral Scanner
MW	Megawatt
NASA	National Aeronautics and Space Administration
ND	Número Digital
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NIR	Near Infrared
OLI	Operational Land Imager
QGIS	Quantum GIS
REM	Radiação Eletromagnética
SEPLAG	Secretaria de Estado do Planejamento, Gestão e Patrimônio
SIRGAS	Sistema de Referência Geocentrico para as Americas
TIRS	Thermal Infrared Sensor
TM	Thematic Mapper
TWh	Terawatt – hora
UHE	Usina Hidrelétrica
USGS	United States Geological Survey
WGS	World Geodetic System

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	15
1.OBJETIVOS	16
1.1 Objetivos Gerais	16
1.2Objetivos Específicos	16
2.REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1 A Energia e o Desenvolvimento	17
2.1.1 Energia elétrica no Brasil	17
2.1.2 Hidrelétricas e Meio Ambiente	18
2.2 Xingó e Piranhas – Desenvolvimento no sertão	18
2.2.1 Piranhas – AL	18
2.2.2 Usina Hidrelétrica de Xingó	18
2.2.3 Caatinga, bioma típico brasileiro	21
2.3 Sensoriamento Remoto	23
2.3.1 Histórico e evolução do sensoriamento remoto	23
2.3.2 Índices Biofísicos	27
3.3.2.1 Índices de vegetação	28
3.3.2.2 Índices da Água	29
2.3.3 Interpretação e Classificação de Imagens	30
2.3.4 Programa Landsat	33
3. MATERIAIS E MÉTODOS	35
3.1 Área de Estudo	35
3.2 Processamento dos Dados	37
3.2.1 Aquisição dos Dados	37
3.2.2 Correção Geométrica	38
3.2.3 Recorte	38
3.2.4 Composição RGB	39
3.2.5 Classificação Supervisionada	42
3.2.6 Correções Atmosféricas	43
3.2.7 Transformação Radiométrica	45
3.2.8 Índices Biofísicos	46

4. RESULTADOS	48
4.1 Classificação Supervisionada.....	48
4.2 Índices Biofísicos.....	58
4.2.1 NDVI.....	58
4.2.1.1 Análise Estatística – NDVI.....	58
4.2.1.2 Extensão Territorial de Classes de NDVI por Ano.....	59
4.2.2 NDWI.....	64
4.2.2.1 Análise Estatística – NDWI.....	64
4.2.2.2 Extensão Territorial de Classes de NDWI por Ano.....	65
4.3 Análise da concordância entre os índices biofísicos e o mapa de uso e cobertura do solo por ano.....	70
4.2.3.1 Ano 1985.....	70
4.2.3.2 Ano 1999.....	73
4.2.3.3 Ano 2006.....	76
4.2.3.4 Ano 2020.....	79
CONCLUSÕES	83
REFERÊNCIA	85

INTRODUÇÃO

A evolução da humanidade está diretamente relacionada com sua interação com a natureza, ao passo que, sua relação com as várias fontes de energia presentes no meio ambiente se intensificou e se diversificou ao longo do tempo. A descoberta e utilização da energia elétrica é considerada como ponto marcante para o desenvolvimento da urbanização e industrialização da sociedade. A modernização trazida pela eletricidade alterou o modo de vida da população, impactando diretamente na dinâmica socioeconômica e consequentemente no meio ambiente. (REIS, 2005; SILVA, 2003)

No Brasil, cerca de 60% da energia elétrica é advinda de hidrelétricas, sendo a principal fonte de eletricidade utilizada no país e também a que mais causa impactos ao meio ambiente. As obras de uma usina hidrelétrica demandam muito tempo e geram grandes modificações no meio físico, trazendo alterações na dinâmica social e espacial do seu entorno, pois além da sua construção que atrai um grande número de pessoas ligadas direta e indiretamente a obra, é necessário o alagamento de uma grande área que ocasiona a perda de fauna, flora, centros urbanos e por vezes sítios arqueológicos e territórios indígenas. (MULLER, 1996; SILVA, 2003).

Dentro do contexto apresentado, a Usina Hidrelétrica de Xingó representa grande importância dentro do cenário energético brasileiro e regional, sendo a terceira maior usina desse tipo no país. UHE Xingó encontra-se instalada no curso do Rio São Francisco sendo responsável também por movimentar o turismo na região atraindo visitantes para a própria usina, aos cânions existentes no lago da hidrelétrica e para as cidades do entorno. Além do interesse dentro do cenário energético, econômico e turístico, a UHE Xingó está inserida dentro do bioma da Caatinga, que apesar de ser pouco estudado possui uma das mais ricas biodiversidades do país, sendo também um dos que mais sofre com desmatamento, fazendo - se necessário entender quais impactos uma obra de grande porte pode ocasionar dentro de áreas pertencentes a esse bioma.

O processo de alteração sócio - espacial provocado por esse fenômeno de antropização desperta a necessidade em analisar e monitorar o impacto e consequências desse processo na sociedade e no meio ambiente ao longo do tempo. Assim, a implantação de uma usina hidrelétrica e o impacto em seu entorno necessitam de ferramentas que permitam o monitoramento espaço - temporal de grandes áreas, sendo o sensoriamento remoto uma técnica facilitadora dessa análise.

A partir de técnicas de sensoriamento remoto, como o processamento de imagens orbitais, é possível obter mapas de uso e cobertura do solo e modelar índices biofísicos que permitem a

análise e entendimento da dinâmica espacial e da condição ambiental de uma área em escala temporal. (MENEZES e ALMEIDA, 2012; NOVO e PONZONI, 2001)

Assim, dentro do exposto, o presente trabalho tem por objetivo identificar as modificações ambientais ocorridas no município de Piranhas – AL ocasionadas pela implantação da UHE Xingó. Para isso, utilizou-se de técnicas de sensoriamento remoto no processamento de imagens orbitais através dos softwares livres SPRING e QGIS para geração de mapas de uso e ocupação do solo e dos índices biofísicos NDVI e NDWI, que em conjunto permitem a análise das alterações no meio ambiente da área estudada ao longo do tempo.

1. OBJETIVOS

1.1 Objetivo Geral

Identificar as alterações ambientais causadas pela Implementação da usina Hidrelétrica de Xingó no Município de Piranhas – AL por meio de imagens orbitais e analisar as alterações e influências no meio ambiente.

1.2 Objetivos Específicos

- IDENTIFICAR a condição da cobertura vegetal através de Índices Biofísicos: NDVI e NDWI;
- VERIFICAR a relação entre os potenciais níveis de impacto ambiental por meio de imagens orbitais;
- AVALIAR a concordância entre os Índices Biofísico e os mapas de uso e ocupação do solo em escala temporal.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 A Energia e o Desenvolvimento

2.1.1 Energia elétrica no Brasil

Quando se trata de energia, pode-se conceituá-la como a propriedade ou capacidade que algo ou alguém possui para executar um determinado trabalho, podendo ela ser convertida de uma forma para outra, ser originada de diversas fontes e utilizada para diversos serviços diferentes (DICIONÁRIO AURÉLIO, 2001; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA – EPE, 2019).

Segundo Reis *et al.* (2005) a energia está diretamente atrelada a existência da infraestrutura básica necessária para o desenvolvimento humano inter-relacionando-se com outros fatores como água, transporte, saneamento e telecomunicações.

No Brasil, a utilização da energia elétrica iniciou-se ainda sob o governo de D. Pedro II a partir da inauguração da iluminação elétrica da estação da Corte, conhecida atualmente como Estação Central do Brasil. Pouco tempo depois inaugurou-se a Usina Termoelétrica de Campos, localizada no Rio de Janeiro. A partir daí, diversas outras cidades brasileiras passaram a investir em usinas termelétricas, surgindo também as primeiras usinas hidrelétricas do país. Nessa mesma época, o país presenciou o avanço da energia elétrica em seu território quando grupos estrangeiros passaram a instalar-se no Brasil – inicialmente nas cidades de São Paulo e Rio de Janeiro e posteriormente expandindo suas atividades para cidades como Natal, Maceió, Salvador, Vitória, Belo Horizonte, Curitiba, Porto Alegre e algumas cidades do interior paulista – aplicando seus recursos financeiros e tecnológicos no setor da energia elétrica, telegráficas, linhas férreas e telefônicas. (Müller, 1995)

Atualmente, a eletricidade é parte fundamental na vida das pessoas. Em 2018, cerca de 66,6% da energia elétrica utilizada no país foi gerada a partir de fonte de energia hidráulica, representando um consumo total de 636,4 TWh. Houve também um aumento de 3,9% de capacidade hidrelétrica instalada em MW – capacidade máxima de produção de energia - em relação ao ano de 2017. Ainda segundo o relatório do Balanço Energético Nacional de 2019 – Ano Base 2018 (EPE, 2019), quando se fala de energia elétrica, os maiores setores consumidores desse tipo de energia no país são as indústrias e residenciais, somando juntos aproximadamente 50% do destino da energia elétrica produzida no país.

Dentro do cenário energético brasileiro, a região nordeste tem grande destaque, sendo, de acordo com os dados do Anuário Estatístico de Energia Elétrica de 2018 - Ano Base 2017 (EPE, 2018) a segunda posição entre as regiões com maior capacidade instalada de energia elétrica, representando 20,7% da capacidade nacional, além disso o Nordeste é a terceira região que mais consome energia no Brasil, sendo também os setores residenciais e da indústria o que mais consomem energia na região.

2.1.2 Hidrelétricas e Meio Ambiente

No Brasil, até 2019, as hidrelétricas eram a principal fonte de energia elétrica, responsável por cerca de 66% de toda a eletricidade utilizada no país. (EPE, 2019). Apesar de ser considerada uma fonte renovável de energia, a instalação de uma barragem hidrelétrica pode ser tomada como exemplo de um evento de grande escala que apresenta ao local efeitos que interferem a curto e longo prazo. Sua implantação movimenta grande quantidade de pessoas e capital, tanto durante sua construção quanto após sua inauguração, afetando o meio ambiente e qualidade de vida da população de seu entorno e implicando na origem de um novo ecossistema a partir da alteração dos recursos naturais preexistentes como água, clima, solo, fauna e flora, além da influência gerada a partir do regime operacional adotado pela usina (GRISOTTI, 2016; Müller, 1995).

Reis (2005) apresenta os diversos impactos que a implantação desse tipo de usina pode trazer à região. A ação de represar a água corrente provoca a erosão das margens do lago e consequente assoreamento, com a possibilidade de emissão de gases estufa por conta da decomposição da matéria orgânica proveniente da fauna e flora submersa a partir da formação do lago represado. Ainda segundo o autor, a inundação da área pode levar a perda de sítios arqueológicos e terras indígenas, recursos minerais e desestabilização de encostas.

Além disso há também as questões socioeconômicas como o aumento da população local durante a construção atraída pela oferta de emprego no empreendimento e geração de atividades indiretas, o que leva a proliferação de doenças transmissíveis pela água e surtos de endemias. Consequentemente, há o aumento da demanda por serviços sociais de amparo à população. Além disso, é comum a necessidade de realizar o remanejamento de comunidades que habitam a área que será inundada pelo lago da represa (REIS, 2005; GRISOTTI, 2016. THIENGO, 2005).

2.2 Xingó e Piranhas – Desenvolvimento no sertão

2.2.1 Piranhas - AL

Inicialmente chamado de Tapera, o nome Piranhas foi dado ao porto por um caboclo após pescar uma grande piranha no local, o nome ficou conhecido e foi passado de geração em geração até tornar-se o nome do povoado que mais tarde evoluiria para município. (IBGE, 2022)

Silva (2005) relata o início do povoamento da região já no século XVII. O porto de Piranhas servia como entreposto para quem viajava por terra pelo sertão e daria continuidade navegando pelo Rio São Francisco e vice e versa. Com o estabelecimento da navegação a vapor no curso Penedo - Piranhas, o local tornou-se um dos principais portos/cidade dormitório do baixo São Francisco. Apesar de ter tomado impulso para o desenvolvimento nessa época, o fato de estar incrustada entre o rio e o paredão rochoso trazia dificuldades para o uso e ocupação do solo daquela região. Ainda segundo o autor, com a crescente necessidade de escoamento da produção do sertão, a implantação da ferrovia que interligaria o sertão nordestino ao porto de Piranhas trouxe mais uma vez o desenvolvimento para a cidade, a baldeação entre o porto e a ferrovia interligava as cidades e povoados das margens do Rio São Francisco com as cidades que faziam parte do percurso da ferrovia. Durante esse tempo, ganhou fama internacional após a morte do bando de Lampião – o maior grupo de cangaceiros do Nordeste brasileiro – com a exposição das suas cabeças na escadaria da prefeitura do município. Após a desativação da ferrovia na década de 1960 Piranhas viu o movimento econômico e o trânsito de pessoas diminuir consideravelmente, passando a ser mais uma pequena cidade do sertão dependente quase exclusivamente da agricultura até a década de 1980 quando se iniciaram os estudos e posteriormente a implantação da Usina Hidrelétrica de Xingó.

O município está localizado nas coordenadas 09° 37' 25" S e 37° 45' 24" W, e encontra-se inserido no sertão alagoano com paisagem típica do semiárido nordestino (SEPLAG – AL, 2018; CPRM, 2005). Segundo dados do IBGE (2022), atualmente, o território de Piranhas está distribuído em 410,112 km² com população estimada em 2019 de 25.039 habitantes, até o censo de 2010 cerca de 57% da sua população residia na área urbana do município, a renda média mensal da população chegava 1,9 salário mínimo. Na economia, o PIB do município ocupa 70º posição no ranking estadual, no ano de 2016, o setor de serviços – que engloba serviços e comércio de produtos como por exemplo restaurantes, turismo, comércio e hospitais -foi responsável por aproximadamente 82% do PIB de Piranhas naquele ano, seguido pelo setor da agropecuária (13,5%) e indústria (4,35%). Na agropecuária destacam-se a produção de milho e feijão em grãos e criação de galináceos e bovinos. (SEPLAG, 2018; IBGE 2022).

Ao observar-se os índices educacionais, Piranhas possui um IDEB de 4,6 ocupando a 52º posição de 102 no ranking estadual, em 2018, o número de matrículas na rede pública, no ensino

fundamental era 3 vezes maior que a quantidade de matrículas no ensino médio – 4689 contra 1418 - uma diferença ainda maior pode ser observada na taxa de abandono total onde o ensino fundamental público possui apenas 2,3% enquanto o ensino médio da rede pública apresenta cerca de 10,3% (SEPLAG, 2018).

Quando se trata de infraestrutura, os dados do Perfil Municipal de Piranhas apresentado pela SEPLAG (2018) mostram que em 2016, 22.246 habitantes eram abastecidos pela rede distribuição de água, enquanto apenas 7.410 habitantes da população do município eram atendidos pela rede de serviço de esgoto. No tocante ao consumo de energia elétrica, o setor residencial é o que mais consome energia representando aproximadamente 43% do consumo total do município, com 6.466MWh em 2017, seguido pela iluminação pública com 3.976MWh e pelo setor comercial com 2.353MWh.

2.2.2 Usina Hidrelétrica de Xingó

Durante a década de 1980, a Usina Hidrelétrica de Xingó representava um dos maiores empreendimento do setor energético, pois ajudaria a suprir as necessidades da região nordeste em uma época que o setor energético brasileiro viveu uma de suas maiores crises, sendo o Nordeste do país uma das regiões que mais foi afetada. Um grande período de estiagem provocou a baixa dos níveis dos reservatórios das usinas que abasteciam a região, impactando diretamente na economia e produção de energia elétrica levando a prática do racionamento de energia por todos os setores da sociedade da época (comercial, residencial e industrial) e a consequente paralisação do investimento na expansão da infraestrutura do setor energético. Apesar da crise, e devido a sua importância, os poucos recursos que ainda existiam na época foram destinados quase exclusivamente para a implantação da usina de Xingó (Centro de Memória da Eletricidade no Brasil, 2018).

Controlada pela CHESF – Companhia Hidrelétrica do São Francisco, a Usina Hidrelétrica de Xingó encontra-se instalada no Rio São Francisco entre os municípios de Canindé do São Francisco - Sergipe e Piranhas – Alagoas nas coordenadas 37° 47' Oeste e 9° 37' Sul. Seu reservatório compreende uma área de 60km² apresentando um volume total de 3.800 x 10⁶ m³. Os estudos para o aproveitamento do potencial de geração hidrelétrica dos cânions iniciaram ainda na década de 1950 durante a implantação da primeira fase da usina de Paulo Afonso. Em 1982, levando em consideração as condições naturais da região dos cânions e maior simplicidade do projeto pois a usina seria implantada totalmente dentro do conjunto de cânions, foi dado o parecer favorável à instalação da alternativa Canindé – I, conhecida também como UHE Xingó,

porém apenas em 1987 suas obras foram iniciadas e apenas em 1994 colocada em atividade. (SILVA, 2005; CHESF 2022).

Segundo dados da Chesf (2022), o represamento de Xingó é realizado através das seguintes estruturas:

- Barragem de enrocamento com face de concreto a montante de 140m de altura;
- Na margem alagoana: vertedouro de superfície do tipo encosta formado por duas calhas e 12 comportas do tipo segmento possuindo capacidade de descarga de 33.000 m³/s;
- Na margem sergipana: muros, tomada d'água, condutos forçados expostos, casa de força semi-abrigada, canal de restituição e diques de seção mista terra-enrocamento, totalizando o comprimento da crista em 3.623,00 m;
- Usina geradora composta por 6 unidades (turbinas) com 527.000 kW de potência nominal unitária, totalizando 3.162.000 kW de potência instalada.

A usina geradora ainda possui a possibilidade de expandir de 6 para 10 unidades de geração de energia, prevista para uma segunda etapa do projeto que até o momento ainda não possui data de execução.

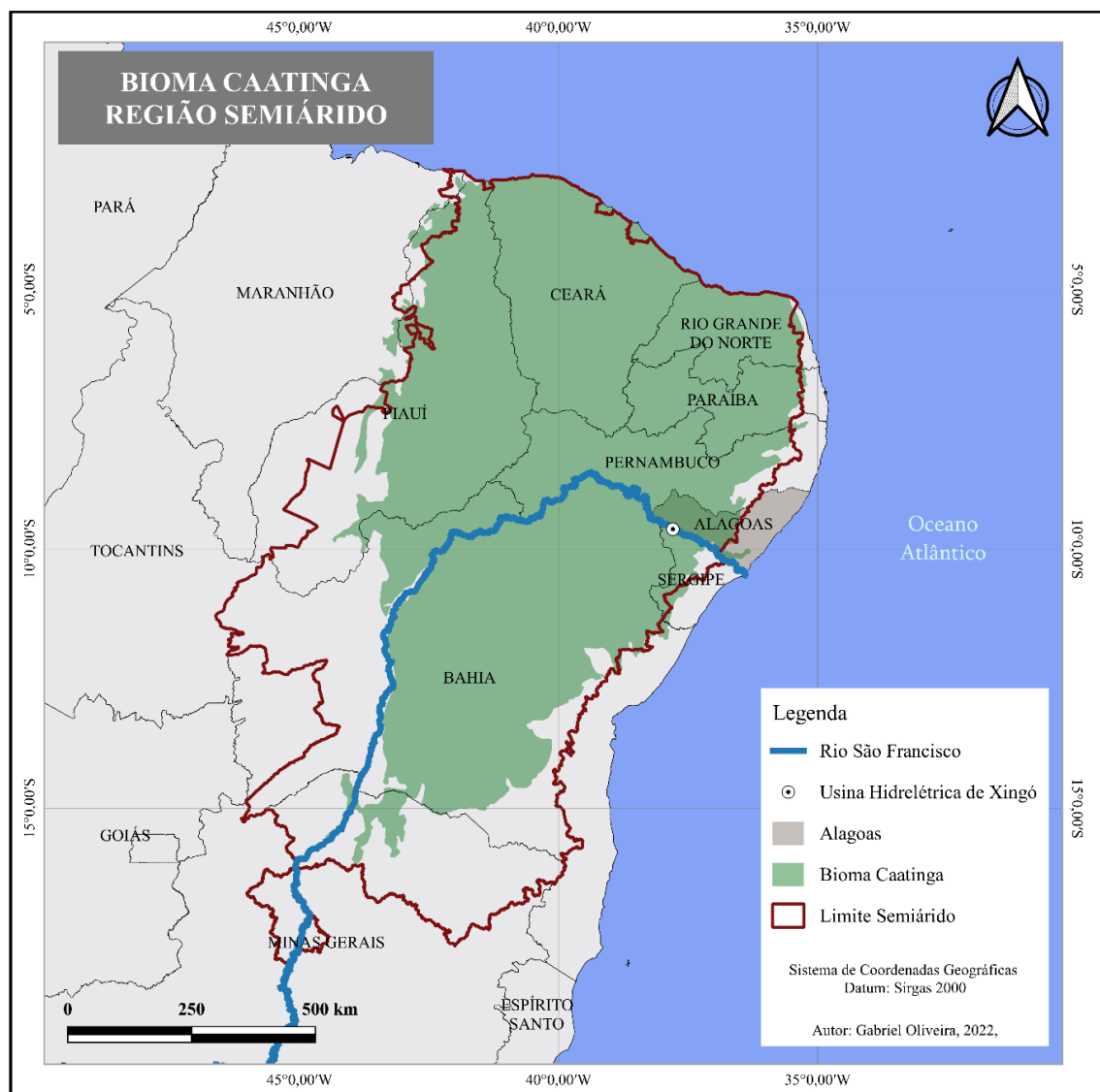
A primeira unidade geradora de energia da UHE Xingó entrou em operação em 1994. Em 1997 com o início da operação da sexta e última unidades geradoras previstas para a primeira etapa, a Usina Hidrelétrica de Xingó tornava-se na época a terceira maior usina hidrelétrica do país, atrás apenas de Itaipu e Tucuruí, colocando a CHESF como o maior agente gerador de energia em termos de potência instalada de energia elétrica. Mesmo ocupando esse posto, por encontrar-se totalmente encaixada dentro dos cânions do São Francisco, o alagamento do seu reservatório exigiu o remanejamento de apenas 18 famílias, inundando áreas de pouca ou nenhuma atividade agropecuária, além de assegurar a navegabilidade entre a usina e Paulo Afonso e facilitando o uso e desenvolvimento de sistemas de irrigação na região. Além disso, visando também assegurar a memória arqueológica da área que seria inundada, realizou-se também um extenso trabalho de reunião de peças arqueológicas que fariam parte do acervo do Museu Arqueológico de Xingó situado na área da usina (Centro de Memória da Eletricidade no Brasil, 2018).

2.2.3 Caatinga, bioma típico brasileiro

Segundo Correia *et al.* (2011) Piranhas – AL está inserido na região do Semiárido brasileiro, dentro do ecossistema da Caatinga, caracterizado por flora robusta formada por

árvores e arbustos rústicos, tolerantes e adaptados às condições climáticas predominantemente quentes e secas da região. Bioma exclusivamente brasileiro, Caatinga significa no tupi guarani “floresta branca” devido a aparência que a vegetação adquire durante o período de seca.

Figura 1: Mapa de Localização - Bioma Caatinga e Região Semiárido



Fonte: Autor, 2022.

A Caatinga ocupa área 862.818 km² - cerca de 10% do território nacional – englobando porções de todos os estados do nordeste brasileiro e do norte do estado de Minas Gerais. Rico em biodiversidade, possui cerca de 27 milhões de habitantes vivendo em sua área, sendo a maioria de população carente. O bioma possui mais de 4963 espécies na flora e cerca de 1182 em sua fauna, entretanto é um dos menos protegidos do país, onde 46% do seu território já foi desmatado principalmente devido a criação de pastos, agricultura e da exploração ilegal e insustentável da lenha nativa. Apesar dos recentes investimentos para criação de novas áreas de

proteção, realização de projetos de desenvolvimento sustentável e estudos sobre a biodiversidade, o bioma ainda é um dos menos protegidos do Brasil, tendo cerca de 9% de seu território coberto por unidades de conservação (MMA, 2022).

O semiárido brasileiro é marcado pela frequência de eventos de extrema seca, apesar da possibilidade de ocorrências de enchentes a região apresenta índice médio de precipitação anual inferior a 500mm – cerca de 75% menos que a faixa litorânea. Na porção central do Nordeste, a quadra chuvosa encontra-se entre os meses de novembro e abril, é nessa porção também que pode-se observar os menores e maiores valores para temperatura média anual, e os menores índices de precipitação média coincidindo com as regiões mais secas, com maior escassez de vegetação e mais propensas a tornarem-se áreas áridas (CORREIA *et al*, 2011).

2.3 Sensoriamento Remoto

2.3.1 Histórico e evolução do sensoriamento remoto

Segundo Novo e Ponzoni (2001), definem sensoriamento remoto como o conjunto de técnicas utilizadas para aquisição de informações sem necessidade de contato físico com a entidade ou área de interesse. Seguindo esse pensamento, para Borges *et al.* (2014) o termo sensoriamento remoto é comumente atrelado ao processo de aquisição de dados ou informações sem que necessite ter contato direto com o objeto a ser estudado.

Menezes e Almeida (2012) afirmam que para considerar-se sensoriamento remoto, o sensor utilizado deve ser capaz de obter imagens a partir da captação da radiação eletromagnética, assim elaborou-se uma definição mais científica, onde:

“Sensoriamento Remoto é uma ciência que visa o desenvolvimento da obtenção de imagens da superfície terrestre por meio da detecção e medição quantitativa das respostas das interações da radiação eletromagnética com os materiais terrestres”

De acordo com Florenzano (2011) a história e evolução do sensoriamento remoto pode ser dividida em duas fases: A primeira iniciando a partir de 1860 até 1960, marcada pela utilização de fotografias aéreas e a segunda indo de 1960 até os dias atuais, marcada pela diversidade de imagens de satélites. Desde seu início, o seu desenvolvimento tecnológico está ligado ao uso militar. Em 1862 já se utilizavam fotografias aéreas tiradas a partir de balões para

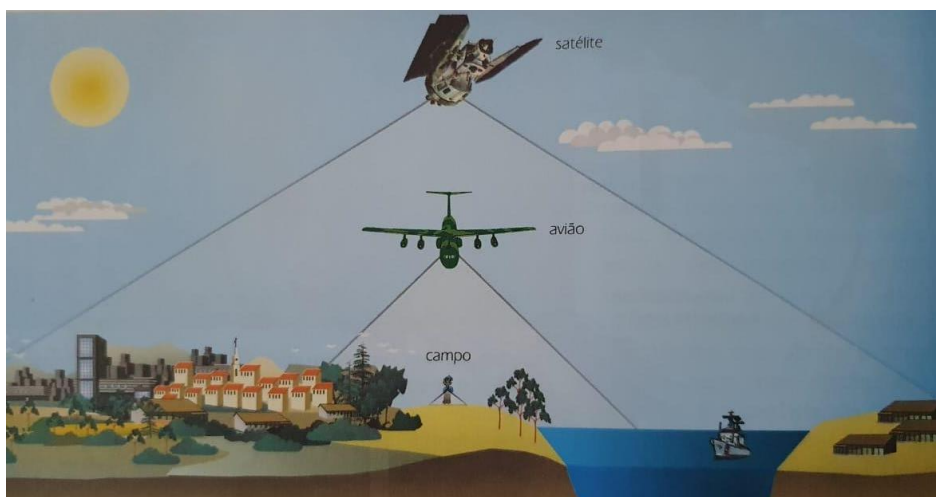
identificação de tropas terrestres, e na mesma época, o Corpo de Engenharia da França utilizava-se da mesma técnica para realização de mapeamentos topográficos do território francês. Durante a Segunda Grande Guerra, já realizavam – se estudos com filme infravermelho para detecção de camuflagem a partir da diferenciação da vegetação e alvos pintados de verde (NOVO e PONZONI, 2001).

Segundo Meneses e Almeida (2012) e Florenzano (2011), a partir da década de 1960, surgiram os primeiros sensores orbitais inicialmente utilizados para fins meteorológicos. Foi a partir do desenvolvimento desses primeiros satélites meteorológicos que se iniciaram os primeiros estudos ambientais utilizando imagens de satélites. Um marco importante para o sensoriamento remoto foi o lançamento do primeiro satélite da família LANDSAT em 1972 possibilitando a obtenção de imagens simultâneas na faixa do espectro visível e infravermelho próximo. A partir da década de 1970 diversos outros satélites imageadores foram lançados, como: Ikonos, CEBERS, QuickBird, Radarsat entre outros, cada um possuindo suas próprias especificações que os tornam capazes de obter imagens em diversas resoluções e diferentes faixas do espectro eletromagnético.

O sensoriamento remoto pode ser classificado de acordo com a variação da distância observada entre o sensor e a superfície ou entidade a ser estudada, podendo assim separá – lo em três níveis diferentes de altitude (LONGHITANO, 2010 *apud* FLORENZANO, 2006), sendo eles:

- **Orbital:** sensores a bordo de satélites artificiais que orbitam a terra;
- **Aéreo:** sensores acoplados a aeronaves;
- **Campo/laboratório:** sensores implantados em estruturas terrestres.

Figura 2: Níveis de altitude do sensoriamento remoto

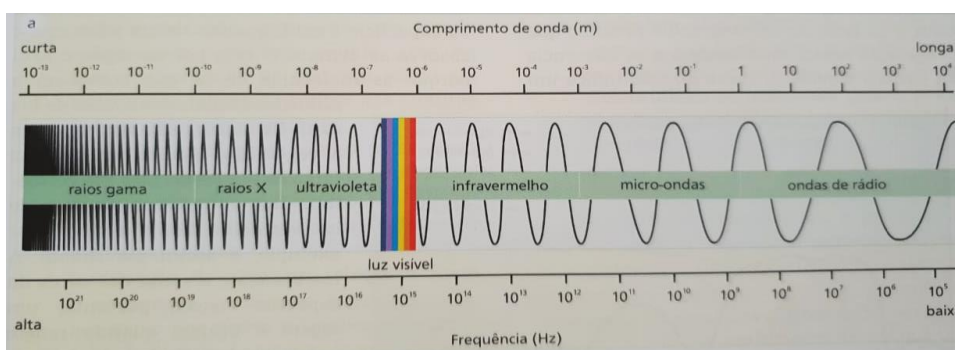


Fonte: Florenzano (2011)

Contudo, para Antunes (2018) quando se trata de sensoriamento remoto, fala-se muito mais da obtenção e processamento de imagens orbitais que aerofotografias (sensoriamento remoto aéreo) ainda assim, atualmente, a utilização do sensoriamento remoto pode ser considerada como a forma mais rápida para a aquisição e geração de informações espaciais.

Tanto a fotogrametria quanto o sensoriamento remoto baseiam-se na aquisição da informação a partir da interação entre a radiação eletromagnética - REM e os objetos da superfície terrestre captada pelos sensores e câmeras (ANTUNES, 2018). A REM utilizada nas técnicas de sensoriamento remoto origina-se, principalmente, do sol sendo denominada de espectro eletromagnético e divide-se em regiões com comportamentos similares. Cada uma dessas regiões - denominadas também de faixas ou bandas do espectro - possuem um intervalo específico de comprimento de onda, sendo as faixas do visível, infravermelho próximo, infravermelho médio e micro-ondas as regiões do espectro mais exploradas atualmente (FLORENZANO, 2011).

Figura 3: Espectro Eletromagnético



Fonte: Florenzano (2011)

Ao utilizar o sensoriamento remoto para a realização de um determinado estudo, Menezes e Almeida (2012) demonstram que é necessário que a escolha do sensor a ser utilizado leve em consideração quatro critérios:

- Resolução espacial: menor tamanho da superfície que pode ser visada pelo sensor;
- Resolução espectral: número de bandas e intervalo de comprimento de onda que o sensor é capaz de captar;
- Resolução radiométrica: capacidade de detecção dos diferentes níveis de intensidade de radiação;
- Resolução temporal: a frequência de visita de um sensor a um mesmo ponto na superfície.

Ainda de acordo com os autores, após a incidência na atmosfera, o fluxo de radiação eletromagnética pode ser absorvido pela própria atmosfera, refletido pela superfície ou absorvido pelos materiais presentes na superfície terrestre. Cada um desses efeitos afeta uma porção do total incidente:

- 47% é absorvido pelos materiais presentes na superfície;
- 37% é refletido pela superfície;
- 16% é absorvido pela atmosfera.

A partir do momento que o fluxo de radiação incide na atmosfera, as moléculas gasosas e o material particulado presente na mesma agem diretamente na intensidade do fluxo radiante, na distribuição espectral e na direção da incidência da radiação interferindo de forma diferenciada em cada intervalo de comprimento de onda do espectro. A radiação pode ser absorvida, atenuando a intensidade da radiação e em alguns comprimentos de onda impossibilitando o sensor de gerar imagens e pode ser espalhada, diminuindo a eficiência do sensoriamento remoto – é esta última forma de interferência responsável pela necessidade de realização da correção atmosférica das imagens orbitais e perda de contraste entre alvos (MENEZES e ALMEIDA, 2012; NOVO e PONZONI, 2001).

De acordo com Antunes (2018) a energia incidente na superfície interage de forma diferente de acordo com a geometria e características físico-químicas de cada alvo, além disso, a energia pode ser mensurada a partir da porção de energia que é refletida, absorvida ou transmitida. A proporção dessa interação varia de acordo com o objeto e a faixa do espectro que o atinge, permitindo assim que o mesmo possa ser diferenciado e identificado. Quando se pretende obter informações sobre um alvo é fundamental que se tenha conhecimento sobre o seu

comportamento espectral. Para Novo e Ponzoni (2001), para compreender o comportamento espectral de um determinado alvo, faz-se necessário estudar suas propriedades de refletir, transmitir e absorver a radiação eletromagnética incidente sobre ele.

O entendimento dos diferentes comportamentos espectrais é muito utilizado nos estudos dos recursos naturais, sejam eles, minerais, água, vegetação ou solos. Devido às variadas composições físicas-química e diferentes geometrias, cada objeto responde de forma diferenciada a interação com a REM, gerando consequentemente, diferentes assinaturas espectrais que representam a curva média de refletância de cada alvo em diferentes intervalos de comprimento de onda. A análise de curvas de refletância de alvos conhecidos pode ser tomada como base e referência para a realização de estudos através do sensoriamento remoto (ANTUNES, 2018; ANDRADE, 2011; NOVO e PONZONI, 2001).

2.3.2 Índices Biofísicos

O solo, água e a vegetação estão entre os principais objetos de estudo quando se fala da utilização de técnicas de sensoriamento remoto. A composição mineralógica do solo, os componentes químicos de um corpo hídrico ou a presença de pigmentos fotossintetizantes da vegetação são alguns dos fatores que interagem com a REM, produzindo diferentes assinaturas espectrais para cada alvo. (NOVO e PONZONI, 2001).

Durante um estudo, por vezes é necessário identificar as variações de refletância entre determinados tipos de alvos a fim de evidenciar um tipo de vegetação, solo ou corpo hídrico presente na imagem. Meneses e Almeida (2012) citam os índices de vegetação como um dos exemplos mais utilizados para realçar as variações de refletância e densidade da cobertura vegetal.

Assim como os índices de vegetação, existem índices específicos para evidenciar corpos de água, identificar áreas urbanas e tipos de solo, além disso, os índices podem ser utilizados para identificar a distribuição espacial e vigor da vegetação de regiões semiáridas, suscetibilidade de desertificação e avaliação de corpos hídricos (BILAR *et al*, 2018)

Também conhecidos como índices radiométricos, França (2012) define os índices biofísicos como sendo a medida de radiância capaz de identificar a abundância e a atividade de determinados tipos de informações nas imagens digitais.

“Índices radiométricos são medidas radiométricas capazes de identificar em imagens digitais a abundância relativa e a atividade de

determinados tipos de informações, tais como áreas edificadas, cobertura vegetal, áreas inundadas, área foliar, entre outros.”

Portanto, os índices biofísicos evidenciam um determinado tipo de alvo ou característica nas imagens orbitais através da realização de operações aritméticas utilizando as diferentes bandas de um sensor de acordo com o comportamento espectral do objeto de interesse.

2.3.2.1 Índices de Vegetação

Levando em consideração que o dossel vegetal é constituído por diversas estruturas da própria vegetação, Novo e Ponzoni (2001) afirmam que a folha é a principal estrutura a interagir (refletir, transmitir e absorver radiação) com a radiação eletromagnética, o comportamento espectral da folha é função do tipo e quantidade de pigmentos fotossintetizantes, de sua morfologia interna e da quantidade de ar e Água presente em suas estruturas, variando a proporção desses fatores de acordo com a espécie da vegetação.

De acordo com Shimabokuro *et al.* (1998) a utilização de técnicas de sensoriamento remoto como os índices de vegetação pode otimizar o monitoramento de recursos naturais:

“O monitoramento dos recursos naturais em regiões extensas e de difícil acesso [...], pode ser otimizado através do uso de métodos de sensoriamento remoto. Estes métodos incluem o processamento de imagens digitais, visando as estimativas quantitativas de alterações ocasionadas por fatores naturais ou antrópicos. Um elemento fundamental na detecção de mudanças na cobertura vegetal, a partir de imagens orbitais, consiste em distingui-las de modificações inerentes à cena imageada, derivadas de mudanças ambientais e atmosféricas. As alterações na cobertura vegetal do solo podem ser detectadas através da análise de imagens orbitais transformadas nas chamadas imagens-fração (IF) e imagens índice de vegetação (IV)”

Segundo Epiphanio *et al.* (1996), os índices de vegetação são uma das formas mais usuais de representação da variação espectral existente no sensoriamento remoto, consistindo no agrupamento das informações de reflectância de cada banda do espectro de forma que realce um determinado componente espectral da vegetação da região estudada.

Sá *et al.* (2008) evidencia a possibilidade de alteração do comportamento espectral da vegetação pela interferência de variações climáticas - áreas com baixa cobertura vegetal devido ao estresse hídrico podem apresentar valores de índices de vegetação semelhantes a áreas com exploração de vegetação que possua ocorrência de precipitação, além disso evidencia-se a utilização dos índices de vegetação aliados ao levantamento de estrutura florestal in loco como

ótima alternativa para monitoramento ambiental e avaliação do emprego de técnicas de manejo florestal, recuperação de áreas degradadas e otimização e melhora de produtividade de uma região.

Segundo Shimabokuro *et al.* (1998) o NDVI – *Normalized Difference Vegetation Index*, em português: Índice de Vegetação de Diferença Normalizada – um dos mais conhecidos, pode ser obtido a partir da combinação das respostas espectrais do pixel para as bandas do vermelho da região do visível e do infravermelho próximo, é proposto pela seguinte equação:

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

Onde, NIR é a refletância na faixa do infravermelho próximo e RED é a refletância na faixa do vermelho da região do visível.

O NDVI é indicado para avaliação da condição da cobertura vegetal de uma área e monitoramento da vegetação. Através desse índice, é possível avaliar o vigor e quantidade de biomassa da área em questão, diferenciar os vários tipos de vegetação, além de destacar e caracterizar a vegetação em regiões semiáridas. Variando entre -1 e 1, geralmente, áreas com presença de vegetação apresentam valores acima de 0,1 que varia de acordo com sua estrutura, densidade e qualidade. Quanto mais densa a vegetação, maior o valor de NDVI, maior também a quantidade de biomassa. Corpos d'água apresentam valores negativos, e rochas e solos expostos tendem a apresentar valores próximos a zero (PROCOPIO, 2018; SÁ *et al.*, 2008, BILAR *et al.*, 2018).

2.3.2.2 Índices da água

De acordo com Novo e Ponzoni (2001) uma das principais características dos corpos de água no tocante ao comportamento espectral de alvos é a baixa porcentagem de refletância desses corpos, ao estudá-los busca-se conhecer os componentes químicos dissolvidos neles e o tipo de material em suspensão no mesmo. Assim, como na atmosfera, a radiação incidente na água sofre efeitos de absorção e espalhamento. A absorção no meio aquático depende da própria água, da biota fotossintetizadora presente e principalmente das partículas de matéria orgânica e inorgânica presente no corpo d'água. Já o espalhamento observado em corpos d'água, é derivado

principalmente da presença de partículas de origem orgânica (detritos orgânicos, bactérias, zooplanktons entre outros) e inorgânica (sedimentos resultantes do intemperismo de rochas e solos) suspensas na água.

Assim como na vegetação, é possível elaborar um índice baseado na diferença normalizada de refletância da água. O NDWI – *Normalized Difference Water Index*, no português: Índice de Diferença Normalizada da Água, utiliza-se de uma banda do comprimento de onda do verde e uma faixa do comprimento de onda do infravermelho próximo, é proposto pela seguinte equação:

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

Onde, G é a refletância na faixa do verde e NIR a refletância na faixa do infravermelho próximo.

O NDWI foi desenvolvido por McFeeters em 1996 com o intuito de realçar a presença de corpos d'água nas imagens e delimitar as feições no ambiente aquático eliminando também a influência do solo na vegetação, além disso, é possível utilizá-lo para avaliar a umidade do solo e o estresse hídrico da vegetação e suscetibilidade de desertificação em áreas degradadas (BILAR et al, 2018). Para isso, as propriedades de refletância da água são maximizadas através do comprimento de onda verde e minimizando sua baixa reflexão na região do infravermelho próximo, aumentando a reflexão desse mesmo comprimento de onda pela vegetação (PEREIRA et al, 2016). Assim, quando $NDWI \leq 0$, não há presença de água enquanto que $NDWI \geq 0$, há presença de água naquela área, onde quanto mais próximo de 0 maior o estresse hídrico daquela área e quanto mais próximo de 1 melhor é a condição da umidade daquela região (BRENNER e GUASSELLI, 2015; BILAR et al, 2018).

2.3.3 Interpretação e Classificação de Imagens

A imagem obtida através do sensoriamento remoto corresponde a uma representação matricial da intensidade de energia emitida ou refletida pela superfície do local imageado. Cada pixel da imagem representa um valor numérico que corresponde a um nível diferente de intensidade de energia. (FLORENZANO, 2011).

Ainda segundo o autor, cada valor numérico é representado em uma escala de diferentes tons de cinza, assim, originalmente, as imagens geradas pelo sensor são em preto e branco. Desse modo, para gerar uma imagem colorida, é necessário que se associe cada banda de interesse a um filtro de cor (verde, vermelho ou azul), a partir disso o valor numérico de cada pixel será associado em uma nova escala de cor, dependendo do filtro escolhido. A partir desse processo, pode-se obter diversas composições coloridas de imagens, podendo ser uma composição de cor verdadeira – quando se utiliza as bandas do visível, ou falsa – cor, quando se associa bandas fora da região do visível aos filtros de cores primárias.

A geração de composições coloridas de imagens orbitais permite a realização de diversos estudos, possibilitando obter dados qualitativos e quantitativos da área de interesse. Para Menezes e Almeida (2012) um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é a extração de informações das imagens e codificação das mesmas em documentos como tabelas, gráficos ou mapas. Extrair essas informações é antes de tudo, interpretar as fotografias e identificar os objetos presentes nelas a fim de conseguir dar significado a cada um deles. De acordo com Florenzano (2011) a interpretação de uma imagem pode ser feita através da observação de elementos básicos, como:

- Tonalidade: variação dos tons de cinza presentes em uma imagem preto e branco;
- Cor: a variação de cor dos objetos em uma imagem colorida;
- Textura: o aspecto que o objeto apresenta na imagem, podendo ser liso ou rugoso;
- Tamanho: a escala na qual o objeto é representado na imagem;
- Forma: Objetos naturais geralmente apresentam-se de forma irregular enquanto objetos artificiais apresentam-se de forma regular como retângulos, faixas ou formas circulares;
- Sombra: Pode auxiliar na determinação e identificação de objetos como também encobrir outros;
- Padrão: refere-se ao arranjo espacial dos objetos representados na imagem;
- Localização: refere-se ao conhecimento das informações a respeito da região em que o objeto se encontra.

Baseando – se nesses elementos, pode-se elaborar chaves de interpretação que descrevem os padrões das características dos objetos e facilitem sua identificação na imagem estudada (ANTUNES, 2018; FLORENZANO, 2011)

A técnica da classificação de imagens consiste no processo de extração de informação de imagens através do reconhecimento de padrões e objetos homogêneos, sendo muito utilizada para

realização do mapeamento de áreas da superfície terrestre (INPE, 2022). Durante o processo de classificação, o pixel é associado a uma classe de objetos com resposta espectral semelhante. Na classificação supervisionada, as categorias de classificação são determinadas previamente pelo analista através da seleção de amostras de treinamento na imagem baseando-se no conhecimento prévio dos elementos existentes na imagem e o algoritmo estatístico selecionado realiza a tarefa de classificar o restante dos pixels de acordo com as categorias preestabelecidas. (FLORENZANO, 2011)

Dentro dos softwares de processamento de imagens, há diversos algoritmos utilizados para realização da classificação como o método da Distância Euclidiana, método k-medias, máxima verossimilhança (MAXVER) entre outros.

No método da máxima verossimilhança é considerada a distância entre as médias dos valores digitais das classes definidas durante o treinamento utilizando parâmetros estatísticos, neste método é possível estabelecer um limiar de aceitação para a classificação dos pixels. O limiar de aceitação tem como objetivo definir a porcentagem de pixels que serão ignorados durante o processo de classificação para compensar a possibilidade de algum pixel ter sido coletado durante o treinamento por engano. O limiar pode variar de 99% a 100%, assim, pelo 1% dos pixels podem ser ignorados ou 100% deles serão considerados, não havendo rejeição de pixels na classificação da imagem (INPE, 2022).

Para assegurar a exatidão da classificação e confiabilidade do produto gerado, aconselha-se acompanhar os índices estatísticos como o coeficiente Kappa e a matriz de confusão da classificação. Segundo Procópio (2018) o coeficiente Kappa é o mais utilizado para assegurar e verificar o desempenho de uma classificação, quanto mais próximo de 1 for o valor do coeficiente, melhor é o resultado da classificação. Já a matriz de classificação, apresenta a distribuição da porcentagem de pixels que foram classificados de forma correta ou erroneamente. Quanto mais próximos de 100% forem os valores da diagonal principal da matriz menor foi a confusão entre as classes durante a classificação. Uma classificação pode ser considerada confiável quando apresenta valores de pelo menos 90% (INPE, 2022).

Após finalizado o processo de classificação, a imagem classificada transforma-se em um mapa temático de uso e cobertura do solo, onde é possível apresentar a distribuição dos elementos de interesse na área estudada, sejam eles, vegetação, corpos d'água, áreas desmatadas entre outros. Os estudos de uso e ocupação do solo são uma importante fonte de informação pois auxiliam no entendimento da dinâmica de ocupação da terra, servindo de subsídio para tomada

de decisão, análise e avaliação de impactos ambientais provenientes das mais diversas causas. (CRÓSTA, 1992).

2.3.4 Programa LANDSAT

Desenvolvido pela NASA, o programa LANDSAT é o programa de imageamento da superfície terrestre mais longo em operação atualmente, com o primeiro satélite sendo lançado em 1972, o programa já está em sua oitava geração, sendo o nono satélite lançado em 2021.

Segundo os dados da NASA (2022) inicialmente chamado de ERTS – 1, foi o primeiro satélite desenvolvido diretamente para pesquisas de recursos naturais, operou até 1978 carregando consigo um sensor MSS e um RBV que permitiam gerar imagens nas faixas do verde, vermelho e duas faixas do infravermelho próximo do espectro com resolução espacial de 80 metros permanecendo com essas configurações até o Landsat 3.

A partir do Landsat 4, a resolução espacial evoluiu para 30 metros, a resolução temporal caiu de 18 para 16 dias, tanto o Landsat 4 quanto o 5 carregavam os sensores MSS e TM. O sensor *Thematic Mapper* – TM foi desenvolvido visando uma maior resolução radiométrica e maior precisão além de apresentar uma maior resolução espacial e separação espectral mais nítida permitindo que os satélites Landsat realizassem o imageamento em 7 bandas diferentes do espectro, sendo 3 bandas na região do visível (azul, vermelho e verde), duas no infravermelho próximo, uma no infravermelho médio e mais uma no infravermelho termal com resolução espacial de 120 metros. O Landsat 5 foi o satélite a operar por mais tempo dentro do programa, sendo lançado em 1984 e desativado apenas em 2013, apesar do sensor MSS ter sido desativado em 1995, o sensor TM operou ao longo dos 28 anos que o satélite permaneceu ativado em órbita. (NASA, 2022; INPE, 2022).

Quadro 1: Dados Landsat 5 sensor TM

Landsat 5				
Sensor	Banda		Resolução Espectral	Resolução Espacial
Thematic Mapper (TM)	Banda 1	Azul (Visível)	0.45 - 0.52 μm	30 metros
	Banda 2	Verde (Visível)	0.52 - 0.60 μm	
	Banda 3	Vermelho (Visível)	0.63 - 0.69 μm	
	Banda 4	Infravermelho Próximo	0.76 - 0.90 μm	
	Banda 5	Infravermelho Médio	1.55 - 1.75 μm	120 metros
	Banda 6	Infravermelho Termal	10.4 - 12.5 μm	
	Banda 7	Infravermelho Médio	2.08 - 2.35 μm	

Fonte: INPE (2022). Adaptado pelo autor.

Após a desativação do Landsat 4, houve a tentativa de lançamento em 1993 da geração 6 do programa, mas devido a uma falha, o satélite não atingiu a altura desejada. O Landsat 6 colocaria em órbita o sensor ETM que diferenciava-se das gerações anteriores por possuir uma oitava banda pancromática com resolução espacial de 15 metros. A partir disso, deu-se início ao desenvolvimento do Landsat 7, lançado em 1999 carregando o sensor ETM+, possuindo as mesmas especificações do sensor ETM mas com melhorias na resolução espacial do infravermelho termal, indo de 120 para 60 metros e calibração radiométrica absoluta de 5%, por conta de uma falha em um dos componentes de seus hardware, o satélite passou a apresentar problemas com as imagens geradas a partir de seu sensor (NASA, 2022; INPE, 2022)

O lançamento do Landsat 8 em 2013, levou para órbita dois novos sensores: o *Operational Land Imager* - OLI e o *Thermal Infrared Sensor* – TIRS. Os novos sensores possuíam resolução radiométrica maior em relação aos antecessores, indo de 8 para 16 bits e adicionavam novas faixas de imageamento à família Landsat, específicas para estudos de recursos hídricos e da zona costeira e outra banda do infravermelho específica para estudos de nuvens do tipo cirrus além de duas bandas distintas na região do azul (BORGES et al, 2005). Além disso, a partir do sensor TIRS, havia agora a coleta de informações no infravermelho termal em dois intervalos de comprimento de onda diferentes com resolução espacial de 100 metros. (NASA, 2022).

Quadro 2: Dados Landsat 8 sensor OLI e TIRS

Landsat 8				
Sensor	Bandas		Resolução Espectral	Resolução Espacial
Operation Land Imager (OLI)	Banda 1	Azul Costeiro	0.43 – 0.45 μm	30 metros
	Banda 2	Azul (Visível)	0.45- 0.51 μm	
	Banda 3	Verde (Visível)	0.53 – 0.59 μm	
	Banda 4	Vermelho (Visível)	0.64 – 0.67 μm	
	Banda 5	Infravermelho Próximo	0.85 – 0.88 μm	
	Banda 6	Infravermelho Médio	1.57 – 1.65 μm	
	Banda 7	Infravermelho Médio	2.11 – 2.29 μm	
	Banda 8	Pancromática	0.50 – 0.68 μm	15 metros
	Banda 9	Cirrus	1.36 – 1.38 μm	30 metros
Termal Infrared Sensor (TIRS)	Banda 10	Infravermelho Termal	10.6 – 11.19 μm	100 metros
	Banda 11	Infravermelho Termal	11.5 – 12.51 μm	

Fonte: INPE (2022). Adaptado pelo autor.

1. MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Área de Estudo

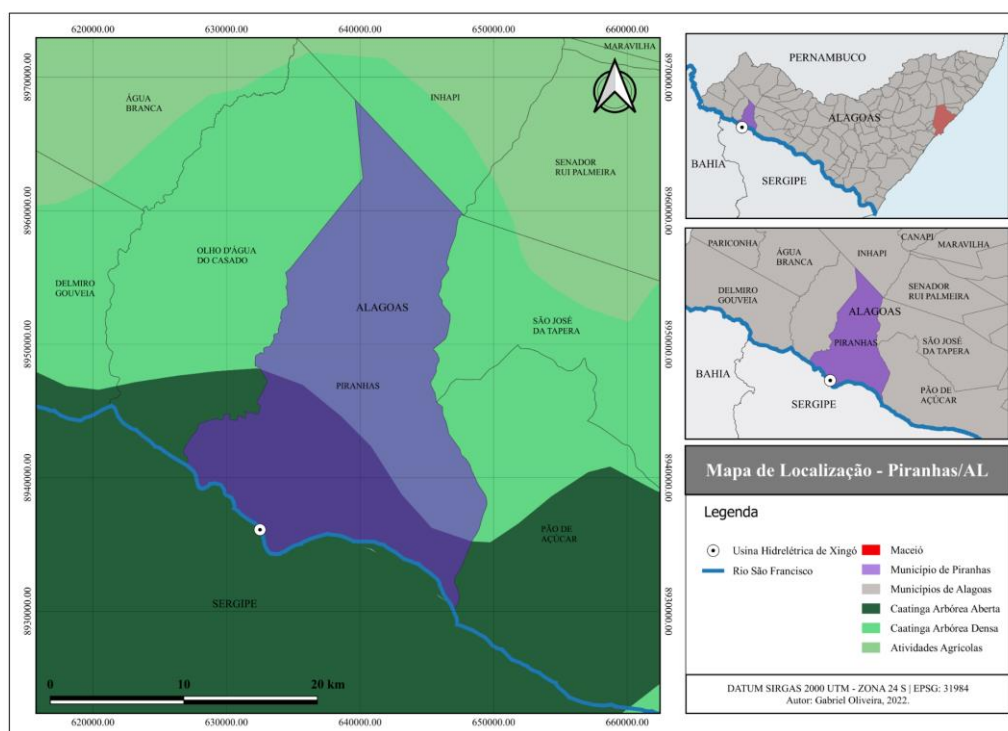
Selecionou – se como área de estudo o município de Piranhas – AL. Localizado no sertão alagoano entre as coordenadas 8935954.4345 Norte e 636427.81574 Este, fuso 24 Sul, no Sistema de Coordenadas UTM (SEPLAG, 2018). Há aproximadamente 290km de distância da capital do estado. Possui extensão territorial de 410,112 km² com altitude de 88 metros e temperatura variando entre 20° e 39°. Sua estação chuvosa está compreendida nas estações de outono e inverno, tendo um dos menores índices pluviométricos do estado, variando entre 400mm e 700mm (NASCIMENTO e XAVIER, 2010).

Segundo dados da CPRM (2005) o território do município possui relevo predominantemente suave-ondulado com presença de vales estreitos e profundos, vertentes dissecadas e elevações residuais, além de conter maciços e outeiros podendo atingir os 1000 metros de altitude.

O município está inserido dentro da região do semiárido brasileiro, pertencendo ao bioma da caatinga. Por ser um bioma pouco preservado e estudado, há diversas classificações quanto a sua vegetação (GARIGLIO et al, 2010). Segundo o Mapa de Vegetação do projeto RADAM Brasil, Piranhas possui áreas de caatinga arbórea aberta e caatinga arbórea densa em seu território (INPE, 1992), já a CPRM (2005) classifica a vegetação do município como sendo composta por *caatinga hiperxerófila* com trechos de *floresta caducifólia*.

O município foi escolhido devido a sua importância histórica na região e por abrigar a Usina Hidrelétrica de Xingó, que proporciona diversas alterações na dinâmica do uso e ocupação do solo do seu entorno desde o início de sua implantação. Além disso, o bioma caatinga possui grande biodiversidade e faz-se necessário analisar e entender os efeitos de um empreendimento de grande porte dentro desse bioma ainda pouco estudado quando comparado aos outros do biomas do país.

Figura 4: Mapa de Localização – Município de Piranhas/ AL.

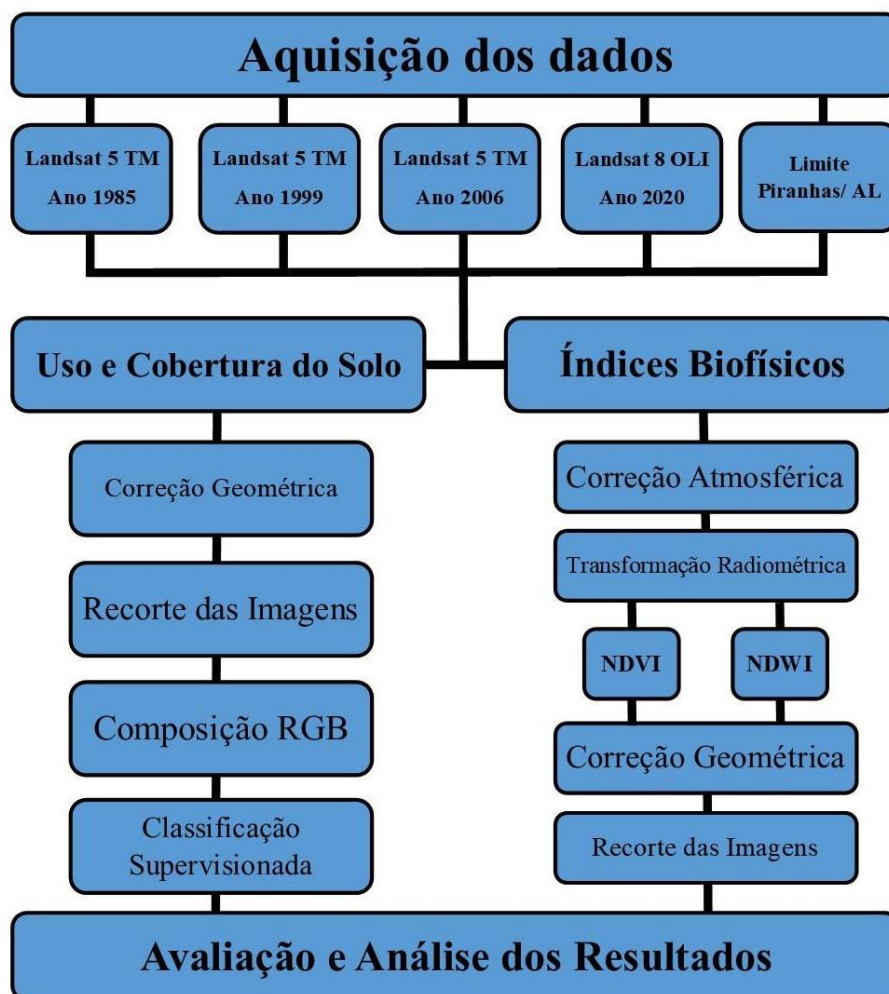


Fonte: do autor, 2022.

3.2 Processamento dos Dados

Para obtenção dos resultados, elaborou-se uma metodologia baseada no referencial teórico selecionado. O fluxograma representado na figura 5, explana as etapas gerais do trabalho, sendo elas detalhadas posteriormente.

Figura 5: Fluxograma da metodologia adotada no trabalho.



Fonte: do autor, 2022.

3.2.1 Aquisição dos Dados

O presente trabalho visa estudar o impacto da implantação da hidrelétrica de Xingó, analisando desde a época anterior a sua construção e após a sua inauguração, compreendendo o período entre os anos de 1985 e 2020. Logo, os satélites Landsat 5 e Landsat 8 satisfazem as necessidades do estudo. O tempo de atividade dos dois satélites englobam o período de interesse do estudo, permitindo a análise de imagens antigas anteriores a implantação da UHE Xingó a partir do Landsat 5 e a análise de imagens mais atuais a partir do Landsat 8. A resolução espacial

de ambos é satisfatória, além de que as faixas do espectro eletromagnético captadas pelo sensor TM do Landsat 5 e pelo sensor OLI do Landsat 8 possibilitam a obtenção dos produtos desejados.

Foram escolhidos os anos de 1985, 1999, 2006 e 2020 e adquiridas gratuitamente uma cena referente a cada ano através do site da *United States Geological Survey* - USGS da *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) observando a quantidade de nuvens e possíveis falhas nas imagens. As cenas dos anos 1985, 1999 e 2006 foram obtidas a partir do Landsat 5 TM, onde cada cena oferece 6 bandas espectrais entre a região do visível e infravermelho médio, com 30 metros de resolução espacial e uma banda espectral na região do termal com resolução espacial de 120 metros. Já a cena de 2020, obteve-se a partir do Landsat 8 OLI, fornecendo 7 bandas espectrais entre a região do visível e infravermelho médio, uma banda pancromática e uma banda cirrus.

Quadro 3: Bandas do Landsat 5 e Landsat 8 utilizadas

Data de Passagem	Satélite/Sensor	Bandas	Órbita/ Ponto
27/11/1985	Landsat 5/ TM	B2, B3, B4, B5	215/67
17/10/1999	Landsat 5/ TM	B2, B3, B4, B5	215/67
07/12/2006	Landsat 5/ TM	B2, B3, B4, B5	215/67
10/10/2020	Landsat 8/ OLI	B3, B4, B5, B7	215/67

Fonte: do autor, 2022.

Para recorte do município de Piranhas, foi adquirido o arquivo shapefile referente ao limite do município através do portal Alagoas em Dados – SEPLAG/AL.

3.2.2 Correção Geométrica

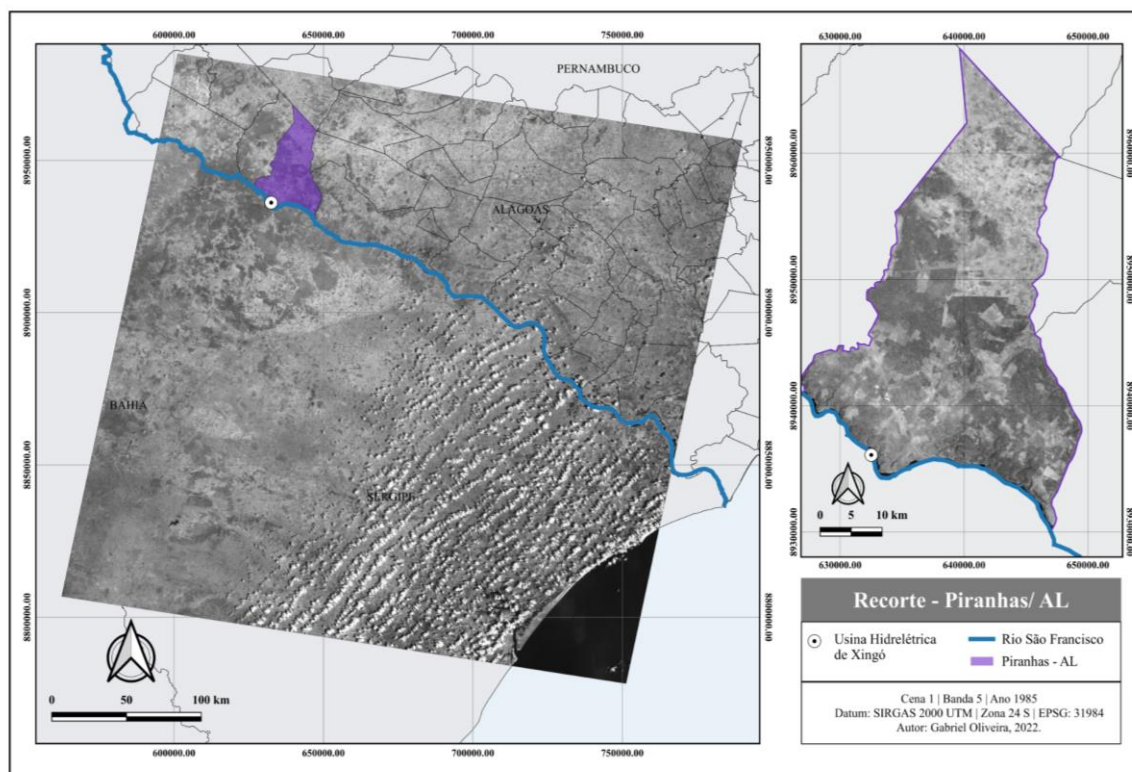
Após a obtenção de todos os dados necessários, realizou-se a correção geométrica dos arquivos. As cenas disponibilizadas pela USGS são referenciadas ao hemisfério norte, georreferenciadas ao Datum WGS 84, assim, no software QGIS versão 3.10, utilizou-se as ferramentas “reprojetar camada raster” e “reprojetar camada vetorial” para converter as cenas e a camada vetorial do limite do município de Piranhas para o datum SIRGAS 2000 na projeção Universal Transversa de Mercator (UTM) no fuso 24 sul.

3.2.3 Recorte

Feita a conversão para o Datum Sirgas 2000, foram importadas para o software SPRING 5.5.6 as bandas B3, B4 e B5 das cenas do sensor TM e as bandas B4, B5 e B7 do sensor OLI. Fez-

se o recorte das imagens dos anos selecionadas a fim de extrair a área de estudo utilizando como máscara a camada vetorial do limite do município de Piranhas – AL.

Figura 6: Mapa Recorte Município de Piranha/ AL.



Fonte: do autor, 2022.

3.2.4 Composição RGB

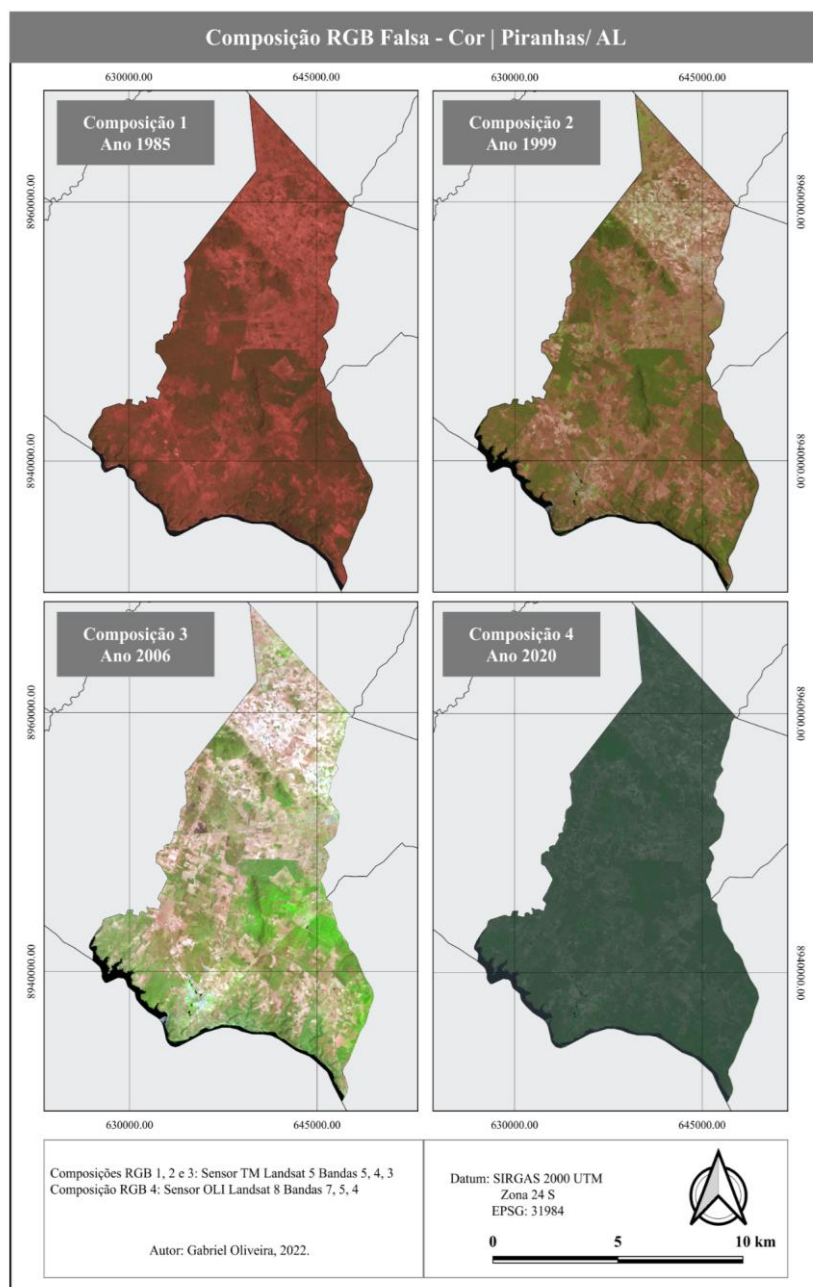
Para o presente estudo, foi elaborada uma composição falsa-cor para as imagens dos quatro anos selecionados, utilizando as bandas 5, 4 e 3 do sensor TM correspondentes às faixas do infravermelho médio, infravermelho próximo e vermelho visível respectivamente.

O sensor OLI do Landsat 8 possui duas bandas de imageamento do na região do infravermelho médio (bandas 6 e 7). Assim, a banda 6 do OLI capta o comprimento de onda equivalente a banda 5 do sensor TM, porém, ao analisar as composições, a utilização da banda 7 OLI ofereceu melhor visualização e identificação dos alvos de interesse sem apresentar problemas para o resultado da classificação. Por isso, para a cena do ano de 2020, selecionou-se as bandas 7, 5 e 4 do sensor OLI, correspondentes às faixas do infravermelho médio, infravermelho próximo e vermelho visível.

Para elaborar a composição RGB falsa-cor dos quatro anos, as Bandas 5 TM e 7 OLI foram associadas ao vermelho, Banda 4 TM e Banda 5 OLI ao verde e Banda 3 TM e Banda 4

OLI, ao azul. A figura 7 apresenta as composições RGB elaboradas para as quatro cenas do estudo:

Figura 7: Mapa Composição RGB falsa-cor 543 Landsat 5 TM e 754 Landsat 8 OLI sem Realce – Piranha/ AL.



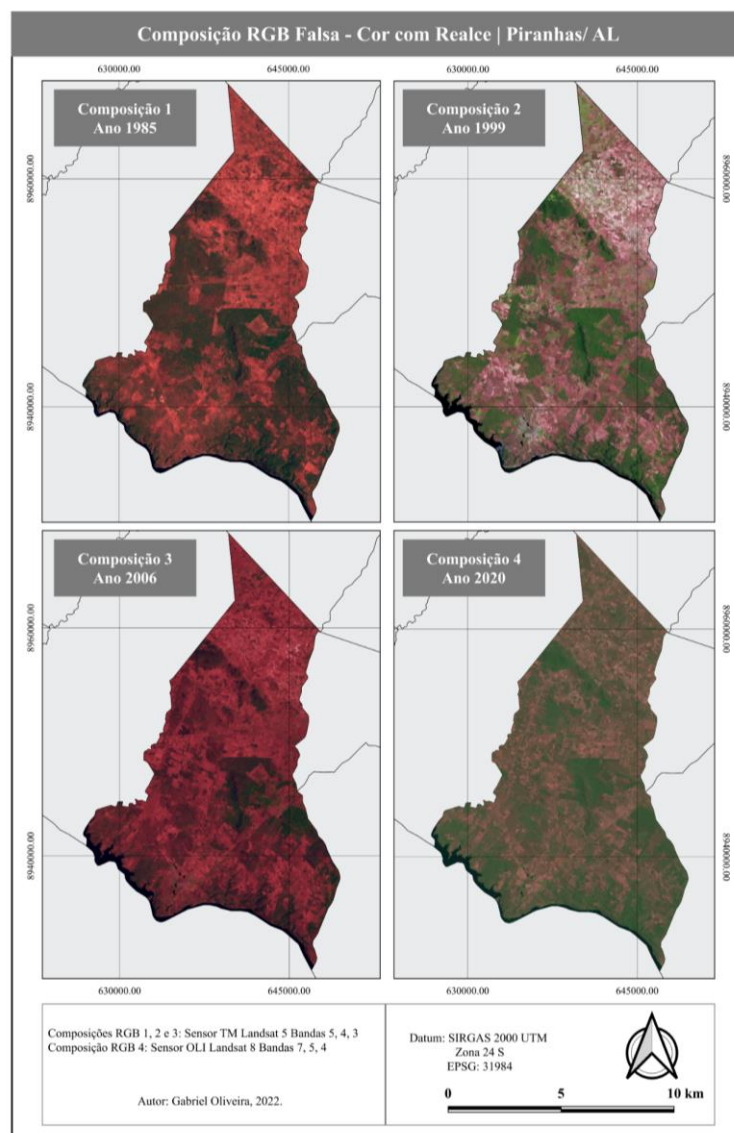
Fonte: do autor, 2022.

A fim de melhorar a qualidade da imagem e facilitar a identificação dos objetos de interesse na área de estudo, aplicou-se a técnica de contraste linear a todas as composições. Esta técnica de contraste consiste no realce da imagem através da manipulação do histograma da composição para expansão da distribuição dos níveis de cinza, vale salientar que por vezes essa

técnica pode exagerar na saturação da imagem ocasionando a perda de informação. O controle do nível de saturação deve ser feito pelo intérprete, sendo aceito desde que destaque o alvo de interesse. (FLORENZANO, 2011; FREIRE, 2017.).

A figura a seguir apresenta o resultado das composições dos anos 1985, 1999, 2006 e 2020 após aplicação da técnica de realce por contraste linear:

Figura 8: Mapa Composição RGB Falsa - Cor 543 Landsat 5 TM e 754 Landsat 8 OLI com Realce – Piranha/ AL.



Fonte: do autor, 2022.

3.2.5 Classificação Supervisionada

Inicialmente foi feita a interpretação da imagem e identificação dos objetos de interesse presentes nas cenas observando os critérios de textura, cor, tonalidade, forma, padrão e

localização dos alvos (FLORENZANO, 2011; FREIRE, 2017; MENEZES e ALMEIDA, 2012). A identificação e reconhecimento desses elementos possibilitou a escolha das classes que fariam parte do presente trabalho. Ao todo foram escolhidas sete classes diferentes: água, solo exposto, três classes para vegetação da caatinga, atividade agropecuária e áreas urbanizadas:

1. Água: Cor escura, textura lisa e forma irregular;
2. Solo exposto: Regiões desmatadas com pouca ou nenhuma presença de vegetação. Representada pela cor magenta tendendo em alguns casos ao magenta claro, textura lisa, forma irregular;
3. Caatinga Densa: Área de vegetação mais densa e preservada. Cor verde, textura lisa, forma irregular;
4. Caatinga Semidensa: Região de transição entre a área de vegetação mais densa e áreas com vegetação mais esparsa. Cor verde com tom mais claro que a classe da caatinga densa e com presença de pontos marrons, textura rugosa, forma irregular;
5. Caatinga Aberta: Área de vegetação mais dispersa com presença de pontos com solo exposto. Cor tendendo ao magenta com pontos verdes, textura rugosa, forma irregular. Geralmente localizada próximo a áreas de solo exposto, área urbana e agropecuária;
6. Agropecuária: Áreas de agricultura ou pastagem. Cor clara e uniforme, textura lisa, forma regular. Localizada próximo a estradas e áreas urbanizadas;
7. Urbanizada: Áreas com presença de estruturas antrópicas como edificações e estradas. Cor cinza, em algumas áreas tendendo ao marrom, textura rugosa, forma regular. Apresenta-se comumente organizada em formas geométricas como linhas retas e retângulos;

Definidas as classes, prosseguiu-se para o treinamento do algoritmo de classificação. Ainda no software SPRING 5.5.6, foram coletadas manualmente nas imagens realçadas, amostras que reunissem grupos de pixels semelhantes que representassem cada uma das classes definidas para o estudo. A partir dessas amostras, o algoritmo faz o trabalho de identificar e categorizar o restante da imagem nas classes definidas anteriormente.

Para a classificação, foi utilizado o método da máxima verossimilhança através do algoritmo MAXVER presente no software SPRING 5.5.6 definindo o limiar de aceitação em 100% garantindo que todos os pixels sejam considerados durante a classificação. O processo foi realizado para as quatro cenas e logo após, realizado o procedimento de pós - processamento das imagens classificadas dos quatro anos selecionados com o objetivo de eliminar pontos isolados

divergentes da classificação dos pixels vizinhos, uniformizando os temas da imagem classificada. (FREIRE, 2017). Com as imagens classificadas, extraiu-se os dados quantitativos e qualitativos dos quatro anos selecionados para elaboração dos mapas de uso e cobertura do solo e análise dos resultados.

3.2.6 Correções Atmosféricas

Nesse processo, foram utilizadas as imagens originais das bandas 2, 3 e 4 do Landsat 5 TM, as bandas 3, 4 e 5 do Landsat 8 OLI e os parâmetros de correção fornecidos na página oficial da USGS na internet referentes às imagens dos dois satélites. Os dois sistemas utilizam-se das mesmas expressões, variando o valor dos parâmetros de acordo com a cena, banda e sensor. Primeiramente, é necessário converter os números digitais (ND) da imagem em radiância do topo da atmosfera e em seguida converter os dados de radiância em reflectância, utilizando a expressão referente a cada processo e os parâmetros presentes no arquivo MTL que acompanha cada cena e contém os metadados referentes a cada uma das bandas. O procedimento foi realizado através do software QGIS 3.10, introduzindo na ferramenta “calculadora raster” a expressão correspondente a cada conversão e os parâmetros necessários para o processamento da banda.

A conversão em radiância é dada pela equação:

$$L\lambda = ML \times Q_{cal} + AL$$

Onde, $L\lambda$ é o ND convertido em radiância. ML refere-se ao fator de reescalonamento multiplicativo específico de cada banda representado no arquivo de metadados pelo parâmetro “RADIANCE_MULT_BAND_x”, sendo “x” a banda de interesse. AL indica o fator aditivo específico de cada banda da cena, representado no arquivo de metadados pelo parâmetro “RADIANCE_ADD_BAND_x”, e, Q_{cal} é a banda contendo os NDs a serem convertidos. (USGS, 2022).

Para remover o efeito cosseno do ângulo solar zenital resultante da diferença de tempo entre aquisição dos dados, compensar os diferentes valores de irradiância estratosférica em cada banda e corrigir as variações da distância Terra – sol, utilizou-se a equação fornecida pela USGS para conversão em refletância:

$$\rho\lambda = \left(\frac{M\rho \times Q_{cal} + A\rho}{\sin\theta_{SE}} \right)$$

Onde, ρ^λ é a banda convertida em refletância. $M\rho$ refere-se ao fator de reescalonamento multiplicativo para refletância específico para cada banda, representado no arquivo de metadados pelo parâmetro “REFLECTANCE_MULT_BAND_x”. $A\rho$ é o fator aditivo multiplicativo para refletância específica de cada banda representado no arquivo de metadados pelo parâmetro “REFLECTANCE_ADD_BAND_x”. θ_{SE} refere-se ao ângulo de elevação local do Sol, representado pelo parâmetro “SUN_ELEVATION”. Qcal é a banda contendo os valores de radiância a serem convertidos (USGS, 2022).

Os quadros a seguir apresentam os valores dos parâmetros respectivos às bandas de cada cena.

Quadro 4: Parâmetros de Conversão Cena 1 – Ano 1985

Cena 1 – 1985 – Landsat 5 TM					
Bandas	Parâmetros				
	ML	AL	Mp	Ap	θ_{SE}
B2	1.3222	- 4.16220	0.0022988	- 0.007236	56.22733267
B3	1.0440	- 2.21398	0.0021487	- 0.004544	
B4	0.87602	- 2.38602	0.0025935	- 0.007064	
B5	0.1203	- 0.49035	0.0017560	- 0.007155	

Fonte: USGS (2022)

Quadro 5: Parâmetros de Conversão Cena 2 – Ano 1999

Cena 2 – 1999 – Landsat 5 TM					
Bandas	Parâmetros				
	ML	AL	Mp	Ap	θ_{SE}
B2	1.4482	- 4.28819	0.0025690	- 0.007607	59.77038278
B3	1.0440	- 2.21398	0.0021863	- 0.004637	
B4	0.8760	- 2.38602	0.0026462	- 0.007207	
B5	0.12035	- 0.49035	0.0017917	- 0.007300	

Fonte: USGS (2022)

Quadro 6: Parâmetros de Conversão Cena 3 – Ano 2006

Cena 3 – 2006 – Landsat 5 TM					
Bandas	Parâmetros				
	ML	AL	Mp	Ap	θSE
B2	1.4482	- 4.28819	0.0025103	- 0.007433	60.73194071
B3	1.0440	- 2.21398	0.0021363	- 0.004531	
B4	0.87602	- 2.38602	0.0025875	- 0.007043	
B5	0.12035	- 0.49035	0.0017508	- 0.007133	

Fonte: USGS (2022)

Quadro 7: Parâmetros de Conversão Cena 4 – Ano 2020

Cena 4 – 2020 – Landsat 8 OLI					
Bandas	Parâmetros				
	ML	AL	Mp	Ap	θSE
B3	0,011885	-59.42269	0,00002	-0,1	65,07126494
B4	0,010022	-50.10856	0,00002	-0,1	
B5	0,0061328	-30.66394	0,00002	-0,1	
B7	0,00051406	-2.57032	0,00002	-0,1	

Fonte: USGS (2022)

3.2.7 Transformação Radiométrica

Após realizadas as correções atmosféricas, especificamente para as imagens do Landsat 8 OLI, é necessário que seja realizada a transformação radiométrica das bandas a serem utilizadas, convertendo as mesmas de 16 para 8 bits para evitar erros durante o processamento dentro do software QGIS.

Nessa etapa, dentro do QGIS 3.10, através da ferramenta “Estatística de Camada Raster” adquiriu-se os valores máximos e mínimos das bandas do Landsat 8 a serem utilizadas no estudo e que passaram pela correção atmosférica anteriores. Em seguida, utilizou-se a ferramenta “Converter formato” que possibilita a conversão de um arquivo raster para diferentes formatos, e reescalonar imagens de 16 para 8 bits. (SANTOS, 2014). Dentro dessa ferramenta, foram inseridos os parâmetros mínimo e máximo de cada banda através da linha adicional de comando GDAL, conforme a equação 3:

-ot Byte -scale src_min src_max -co TFW=YES

Onde, o parâmetro *src_min* equivale ao valor mínimo da banda de interesse e o parâmetro *src_max*, o valor máximo da banda.

Executado o processo para as 3 bandas de interesse do sensor OLI, deu-se prosseguimento para elaboração dos índices biofísicos de cada cena.

3.2.8 Índices Biofísicos

Através do software QGIS 3.10, utilizando a ferramenta “Calculadora Raster”. Primeiramente, calculou-se o índice NDVI, através da execução da expressão referente ao mesmo, utilizando as bandas 4 e 3 do sensor TM corrigidas, que compreendem as faixas do infravermelho próximo e vermelho respectivamente, dos anos de 1985, 1999 e 2006. Para a imagem de 2020, utilizou-se as bandas 4 e 5 do sensor OLI corrigidas, referentes às faixas do vermelho e do infravermelho próximo.

Para o cálculo do índice NDWI das cenas dos anos 1985, 1999 e 2006, foi realizado o mesmo procedimento através da “Calculadora Raster” porém dessa vez utilizando a expressão referente ao índice NDWI e as bandas 2 e 4 do sensor TM corrigidas que representam respectivamente as faixas do verde e do infravermelho próximo. Na imagem do ano de 2020, utilizou-se as bandas 3 e 5 do sensor OLI corrigidas, referentes às faixas do verde e do infravermelho próximo nesse sensor.

Elaborados os índices de cada ano, foi executado a classificação gerando 8 classes para os dois índices de cada ano, possibilitando uma melhor visualização do produto gerado. Apenas ao final do processo, foi feita a correção geométrica para o Datum Sirgas 2000 UTM na Zona 24 S e em seguida o recorte das imagens geradas utilizando como máscara o arquivo shapefile do limite do município de Piranhas, a fim gerar o mínimo possível de perdas ou falhas nas extremidades da área de estudo.

Geradas as imagens classificadas de cada ano para cada índice, foram obtidos os dados estatísticos dos mesmos através da ferramenta “r.rast.stats” presente no módulo GRASS do software QGIS. A ferramenta utiliza uma camada vetorial para gerar as medidas de valor mínimo, máximo, média, mediana, desvio padrão, quartis e outras medidas estatísticas de uma camada raster de interesse. Para isso, utilizou-se a camada vetorial que continha o limite do município de Piranhas-AL combinada com as imagens dos índices de cada ano do estudo.

Em seguida, utilizou-se o algoritmo “r.recode” presente no módulo GRASS dentro do QGIS para recodificar a imagem NDVI e NDWI de cada ano. A ferramenta utiliza parâmetros previamente determinados pelo analista para reclassificar a imagem, assim, elaborou-se um arquivo de texto para cada índice de cada ano contendo os parâmetros de recodificação observando o intervalo de cada classe dos índices, separando os valores de pixel em 8 classes de acordo com os valores de cada índice-ano. Após isso, utilizou-se a ferramenta “r.report” também do módulo GRASS do QGIS para calcular a extensão territorial de cada classe das imagens recodificadas. O quadro abaixo apresenta os intervalos de valor de cada índice utilizados para recodificar as imagens de cada ano estudado:

Quadro 8: Tabela com intervalos utilizados para recodificação das imagens do NDVI de cada ano.

INTERVALO - RECODIFICAÇÃO NDVI				
CLASS E	ANO			
	1985	1999	2006	2020
1	-0,38 a -0,27	-0,13 a -0,1	-0,7 a -0,42	-0,389 a -0,260
2	-0,26 a -0,14	0 a 0,04	-0,41 a -0,26	-0,259 a -0,170
3	-0,15 a -0,1	0,05 a 0,9	-0,25 a -0,1	-0,169 a -0,080
4	0 a 0,9	0,1 a 0,14	0 a 0,09	-0,079 a 0,016
5	0,1 a 0,19	0,15 a 0,19	0,1 a 0,24	0,017 a 0,107
6	0,2 a 0,29	0,20 a 0,24	0,25 a 0,39	0,108 a 0,198
7	0,3 a 0,39	0,25 a 0,29	0,4 a 0,52	0,199 a 0,288
8	0,4 a 1	0,3 a 1	0,53 a 1	0,289 a 1

Fonte: do autor, 2022.

Quadro 9: Tabela com intervalos utilizados para recodificação das imagens do NDWI de cada ano.

INTERVALO - RECODIFICAÇÃO NDWI				
CLASS E	ANO			
	1985	1999	2006	2020
1	-0,3 a -0,01	-0,044 a 0,169	-0,44 a -0,1	-0,49 a -0,165
2	0 a 0,049	0,17 a 0,189	-0,11 a -0,01	-0,0164 a -0,069
3	0,05 a 0,9	0,19 a 0,209	0 a 0,14	-0,068 a 0,026
4	0,1 a 0,19	0,21 a 0,229	0,15 a 0,29	0,027 a 0,121
5	0,2 a 0,24	0,23 a 0,249	0,3 a 0,44	0,122 a 0,217
6	0,25 a 0,29	0,25 a 0,269	0,45 a 0,59	0,218 a 0,313
7	0,3 a 0,34	0,27 a 0,289	0,6 a 0,74	0,314 a 0,399
8	0,35 a 1	0,29 a 1	0,75 a 1	0,4 a 1

Fonte: do autor, 2022.

Finalizados todos os processos, foram elaborados os mapas de uso e cobertura do solo, NDVI e NDWI, e os dados quantitativos e estatísticos reunidos em gráficos e tabelas utilizando um programa de planilhas, para serem analisados e discutidos posteriormente.

4. RESULTADOS

4.1 Classificação Supervisionada

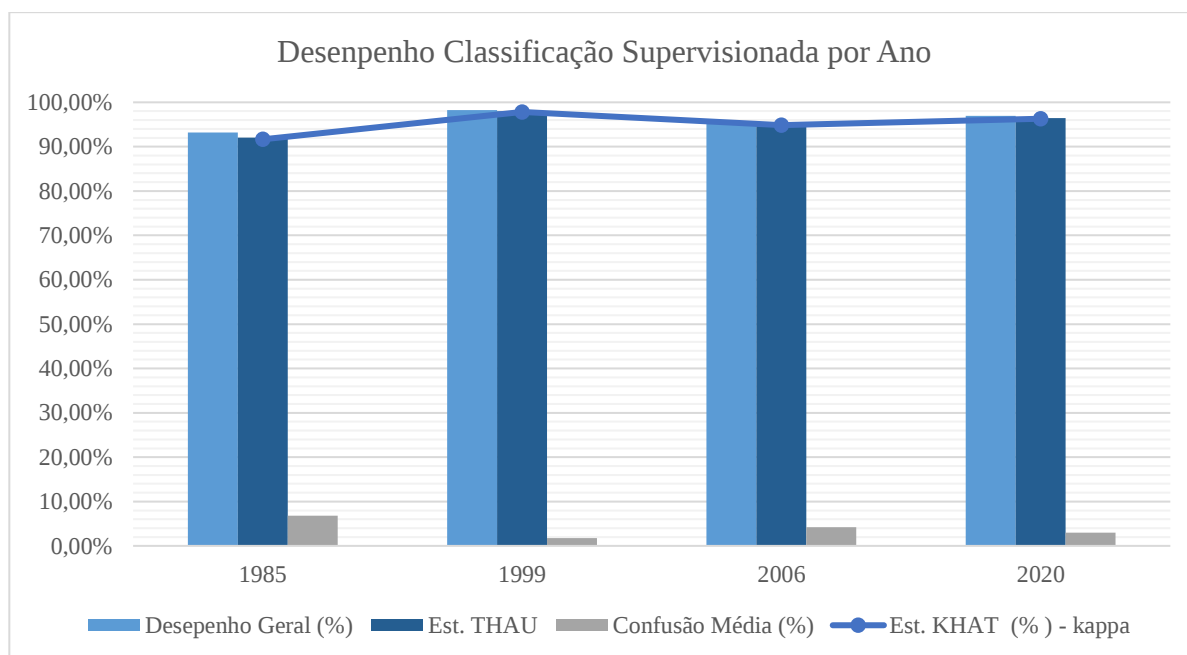
Após o processo de classificação, o software Spring elabora uma matriz de erros onde são apresentados os valores de Desempenho Geral, Confusão entre cada classe e a Confusão Média, Abstenção Média, Estatística KHAT (Coeficiente Kappa) e Estatística THAU, baseado neles é possível verificar a confiabilidade de classificação.

Quadro 10: Matriz de Desempenho da Classificação Supervisionada por Ano.

Estatística	Ano 1985	Ano 1999	Ano 2006	Ano 2020
Desempenho Geral	93,18%	98,24%	95,82%	96,98%
Confusão Média	6,82%	1,76%	4,18%	3,02%
Abstenção Média	0	0	0	0
KHAT (Coef. Kappa)	0,9166	0,9783	0,9487	0,9629
THAU	92,05%	97,95%	95,12%	96,48%

Fonte: Autor

Figura 9: Gráfico de Medidas Estatísticas da Classificação Supervisionada por Ano de Estudo.



Fonte: do autor, 2022.

Quadro 11: Matriz de Erros de Classificação – Cena 1985.

MATRIZ DE ERROS - 1985									
CLASSE	1	2	3	4	5	6	7	TOTAL	ERRO INCLUSÃO (%)
1	780	0	0	0	0	0	0	780	0,00%
2	0	219	0	0	32	0	6	257	17,35%
3	0	0	373	16	0	0	0	389	4,11%
4	0	0	43	786	39	0	0	868	9,45%
5	0	54	0	10	496	15	20	595	16,64%
6	0	0	0	0	3	864	18	885	2,37%
7	0	1	0	0	1	3	49	54	10,20%
TOTAL	780	274	416	812	571	882	93	3828	
ERRO OMISSÃO (%)	0,00 %	20,07 %	10,34 %	3,20 %	13,13 %	2,04 %	47,31 %		

Fonte: do autor, 2022.

Quadro 12: Matriz de Erros de Classificação – Cena 1999.

MATRIZ DE ERROS - 1999									
CLASSE	1	2	3	4	5	6	7	TOTAL	ERRO INCLUSÃO (%)
1	431	0	0	0	0	0	0	431	0,00%
2	0	144	0	0	1	0	0	145	0,69%
3	0	0	204	4	0	0	0	208	1,92%
4	0	0	7	162	0	0	0	169	4,14%
5	0	2	0	4	370	0	0	376	1,60%
6	0	5	0	0	0	130	0	135	3,70%
7	0	0	1	0	2	1	65	69	5,80%
TOTAL	431	151	212	170	373	131	65	1533	
ERRO OMISSÃO (%)	0,00 %	4,64 %	3,77 %	4,71 %	0,80 %	0,76 %	0,00 %		

Fonte: do autor, 2022.

Quadro 13: Matriz de Erros de Classificação – Cena 2006.

MATRIZ DE ERROS - 2006									
CLASSE	1	2	3	4	5	6	7	TOTAL	ERRO INCLUSÃO (%)
1	968	0	0	0	0	0	0	968	0,00%
2	0	399	0	0	10	21	0	440	7,05%
3	0	0	269	9	0	0	0	278	3,24%
4	0	0	4	345	2	0	2	353	2,27%
5	0	4	3	3	1067	0	7	1084	1,57%
6	0	71	0	0	0	412	3	486	15,23%
7	0	2	0	1	9	4	318	334	4,79%
TOTAL	968	476	276	358	1088	437	340	3943	
ERRO OMISSÃO (%)	0,00 %	16,18 %	2,54 %	3,63 %	1,93 %	5,72 %	3,53 %		

Fonte: do autor, 2022.

Quadro 14: Matriz de Erros de Classificação – Cena 2020.

MATRIZ DE ERROS - 2020									
CLASSE	1	2	3	4	5	6	7	TOTAL	ERRO INCLUSÃO (%)
1	801	0	0	0	0	0	0	801	0,00%
2	0	223	0	0	0	16	1	240	7,08%
3	0	0	265	0	0	0	0	265	0,00%
4	0	0	0	671	16	1	1	689	2,61%
5	0	0	0	7	415	5	0	427	2,81%
6	0	30	0	0	0	352	6	388	9,28%
7	0	0	0	3	1	1	101	106	4,72%
TOTAL	801	253	265	681	432	375	109	2916	
ERRO OMISSÃO (%)	0,00 %	11,86 %	0,00 %	1,47 %	3,94 %	6,13 %	7,34 %		

Fonte: do autor, 2022.

De acordo com a análise da matriz de desempenho (quadro 10) e o gráfico (figura 9), a classificação dos quatro anos obtiveram desempenho geral acima dos 90% e coeficiente kappa, representado pela Estatística KHAT, também apresentou valores acima dos 0,9 demonstrando desempenho excelente, comprovando que os produtos gerados são confiáveis.

As matrizes de erros das quatro cenas apresentam taxas de erros de confusão e omissão, indicando que durante a classificação houve confusão entre as classes em todas as cenas estudadas. Segundo Menezes e Almeida (2012) e Duran (2014) é esperada que haja alguma confusão nesse processo, isso ocorre pois alvos com composição material similares e tons parecidos tendem a apresentar semelhança entre o comportamento espectral de suas reflectancias, gerando a confusão entre classes no processos de classificação.

A imagem de 1985 (Quadro 11) apresentou maior Confusão Média e menor Índice Kappa e Desempenho Geral entre as quatro imagens observadas, além disso este ano apresentou altas taxas de erros de omissão e inclusão. A classe Solo Exposto apresentou o maior erro de inclusão nesse ano – 17,35% - onde pixels de Caatinga Aberta (5) e Urbanizada (7), foram incluídos erroneamente na classe Solo Exposto (2). Já a classe Caatinga Aberta, apresentou erros de inclusão de 16,64% incluindo pixels de Solo Exposto (2), Caatinga Semidensa (4), Agropecuária (6) e Urbanizada (7) nessa classe. A classe Urbanizada (7) apresentou maior erro de omissão (47,31%), nesse caso, pixels que deveriam ser classificados como Urbanizadas foram confundidos e classificados como Agropecuária, Caatinga Aberta e Solo Exposto. Esses erros

podem ser ocasionados pela semelhança de composição dessas classes que tornam suas respostas espectrais similares, gerando confusão durante a classificação.

Ao contrário de 1985, o ano de 1999 (Quadro 12) obteve os menores valores para a Confusão Média e o maior Índice Kappa e Desempenho Geral, consequentemente, foi o ano que apresentou as menores taxas de confusão entre as classes. Apesar da classe Urbanizada (7) apresentar o maior erro de inclusão neste ano, incluindo nessa classe pixels de Agropecuária (7), Caatinga Aberta (5) e Caatinga Densa (3), não houve na mesma erros de omissão, demonstrando que todos os seus pixels foram classificados corretamente.

Assim como 1985 e 1999, em 2006 (Quadro 13), apenas a classe Água não apresentou confusão com outras classes no processo de classificação. Na imagem de 2006, pode-se observar elevada confusão entre as classes de Solo Exposto(2) e Agropécuaría(6), situação semelhante pôde ser observada no trabalho de Demarchi, Sartori e Zimbak (2011), onde houve confusão entre as classes solo exposto e pastagens e entre as classes de culturas devido a suas assinaturas espectrais semelhantes. No presente trabalho, em 2006 a classe Solo Exposto apresentou 7,05% de Erro de Inclusão e 16,18% de Erro de Omissão; enquanto a Agropecuária(6): 15,23% de Erro de Inclusão. 71 pixels de Solo Exposto foram classificados erroneamente como Agropecuária e 21 pixels da Agropecuária foram incluídos na classe Solo Exposto, apesar disso, as outras classes apresentaram erros de inclusão e omissão menores que 6%.

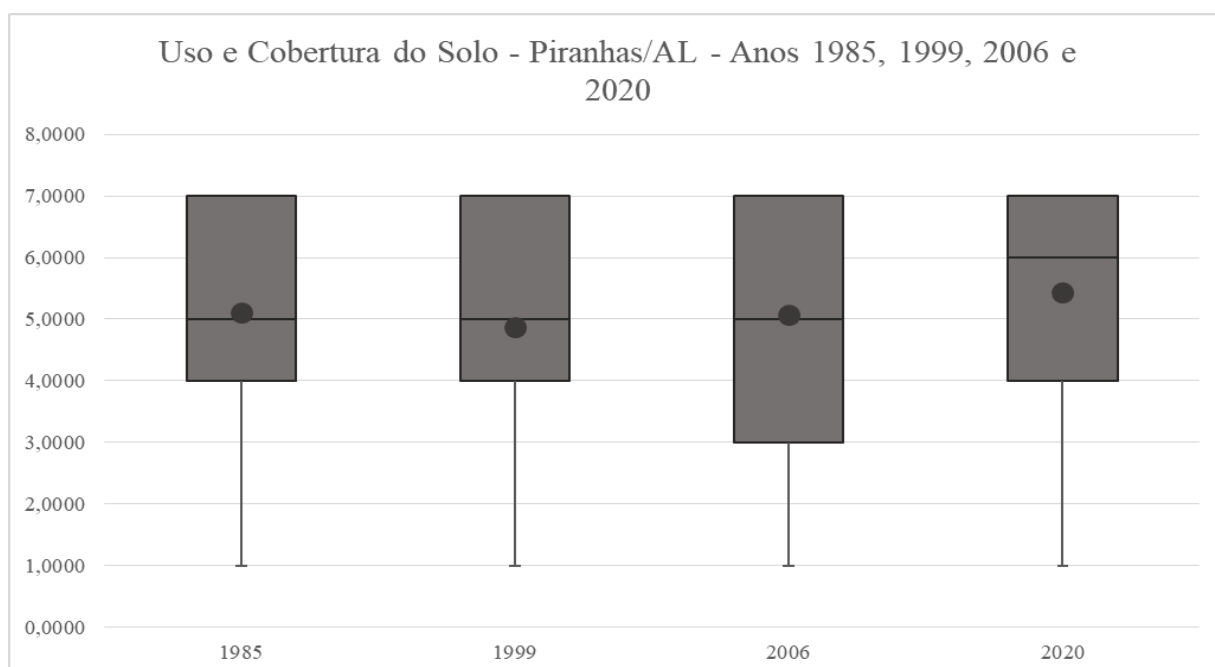
Na classificação da imagem de 2020 (Quadro 14), as classes de Água (1) e Caatinga Densa (3), apresentaram 0% de Erros de Inclusão e Omissão, demonstrando que não houve confusão espectral dessas classes com nenhuma outra classe do estudo. A classe Solo Exposto apresentou o maior erro de omissão deste ano, onde 30 dos seus pixels – cerca de 11,87% - foram classificados como Agropecuária, além disso, pixels das classes Agropecuária e Urbanizada foram incluídas equivocadamente na classe Solo Exposto. Além da confusão com a classe Solo Exposto, pixels da classe Urbanizada também foram incluídos na classe Agropecuária. A classe Urbanizada apresentou erro de omissão de 7,34%, onde seus pixels foram confundidos com as classes Solo Exposto, Caatinga Semidensa e Agropecuária.

Quadro 15: Tabela Estatística da Classificação Supervisionada por Ano

Uso e Cobertura do Solo - Piranhas/ AL por Ano				
Parâmetro	1985	1999	2006	2020
Mínimo	1	1	1	1
Primeiro quartil	4	4	3	4
Mediana	5	5	5	6
Terceiro Quartil	7	7	7	7
Máximo	7	7	7	7
Média	5,11	4,87	5,07	5,44
Desvio Padrão	1,53	1,75	1,96	1,38

Fonte: do autor, 2022.

Figura 10: Diagrama de Caixa da Classificação Supervisionada por Ano de Estudo.



Fonte: do autor, 2022.

Analisando o Quadro 15 da tabela estatística e a Figura 10 do diagrama de caixa da classificação supervisionada, pode-se observar comportamento semelhante entre os quatro anos do estudo. Os anos de 1985 e 1999 apresentam os mesmos valores para a maioria das medidas estatísticas, diferenciando-se apenas pela média e desvio padrão, onde o ano de 1999 apresentou média levemente menor que 1985 e desvio padrão ligeiramente mais alto que o ano anterior. Nos três primeiros anos, cerca de 25% do território foi classificado pelos valores 5, 6 e 7 que representam respectivamente as classes da Caatinga Aberta, Agropecuária e Urbanizada. Além disso, os anos 1985, 1999 e 2006 apresentam mediana na classe 5, sendo 2020 o único ano a apresentar mediana no valor 6 (Classe Agropecuária).

Todos os anos do estudo demonstram distribuição assimétrica superior, onde verifica-se que valor do Terceiro Quartil dos quatro anos coincidem com o valor máximo 7 representado pela classe Urbanizada. O ano de 2006 apresenta valor do primeiro quartil diferente dos demais, sendo esse no valor 3 (Classe Caatinga Densa) e consequentemente maior tamanho da caixa do gráfico, demonstrando maior variabilidade e valores melhor distribuídos em relação aos outros anos. Todos os anos observados no estudo denotam alto grau de variação e heterogeneidade entre seus dados, apresentando desvio padrão acima de 1.

A seguir, o Quadro 16 apresenta os dados quantitativos e a distribuição espacial de cada classe do Uso e Ocupação do Solo das quatro cenas selecionadas para o estudo do município de Piranhas – AL.

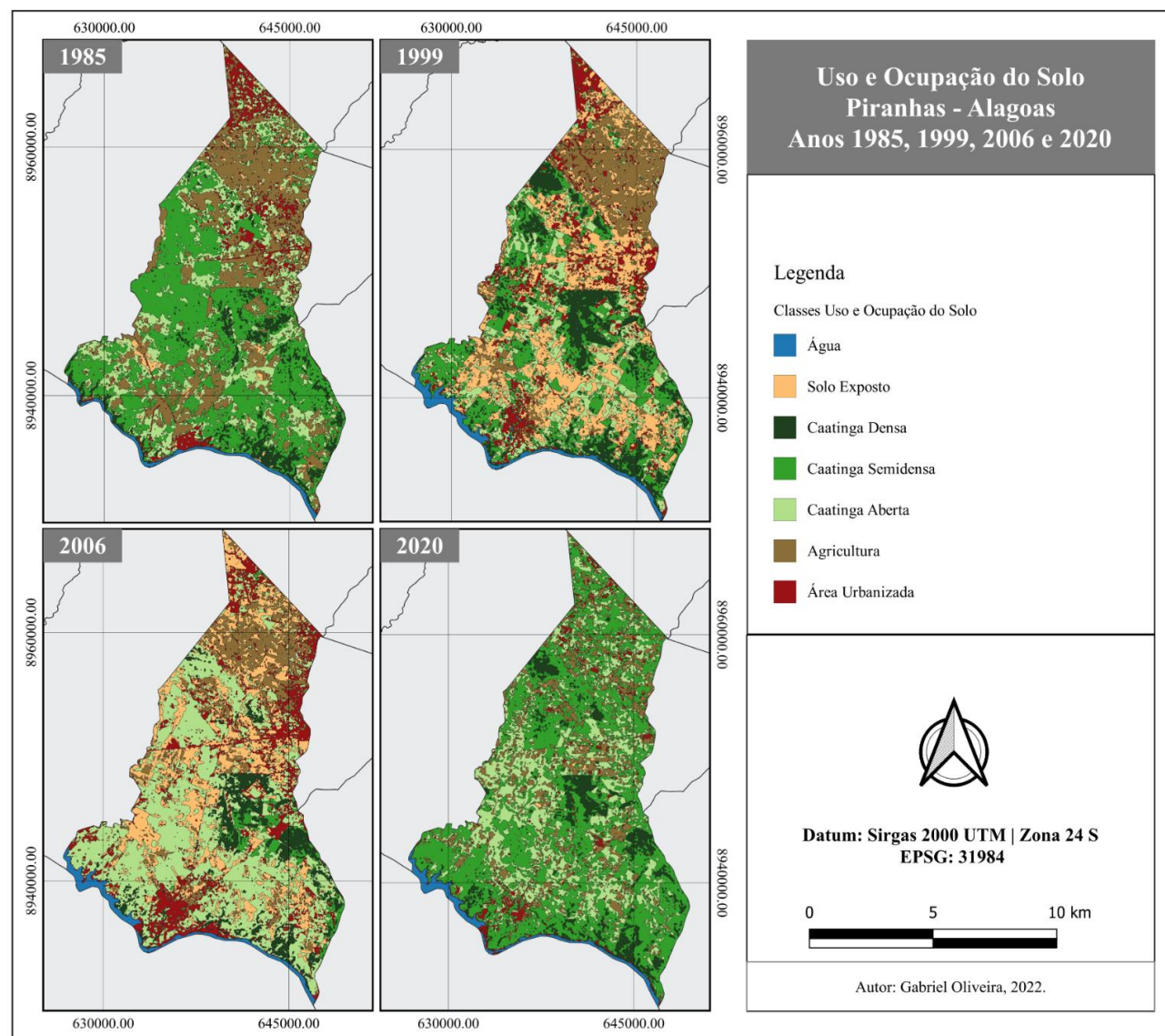
Quadro 16: Tabela de Áreas das Classes de Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL.

Área de Classes – Uso e Cobertura do Solo (Km²)				
CLASSE	ANO			
	1985	1999	2006	2020
Água	5,50	9,91	9,01	8,30
Solo exposto	7,83	103,36	92,67	1,76
C. Densa	22,49	41,25	30,10	28,16
C. Semidensa	153,93	88,04	13,00	191,49
C. Aberta	92,92	70,86	162,23	111,21
Agropecuária	99,47	51,44	43,29	53,06
Urbanizada	27,54	44,79	59,23	15,72

Fonte: do autor, 2022.

A figura 11 apresenta o Mapa de Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL nos anos de 1985, 1999, 2006 e 2020:

Figura 11: Mapa de Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL.



Fonte: do autor, 2022.

De acordo com a figura 12 e o quadro 16, é possível observar um aumento da área ocupada pela água ao longo dos anos que compreendem o estudo proveniente do represamento e formação do lago. A classe obteve um crescimento de 50,96% em relação ao seu tamanho original dentro do território de Piranhas após a implantação da hidrelétrica de Xingó a partir de 1987, indo de apenas 5,5 Km² em 1985 para 8,3 km² em 2020. Apesar do aumento, observa-se a diminuição da sua área ocupada ao longo dos 3 últimos anos, perdendo cerca de 16% entre 1999 e 2020

A classe de Solo Exposto avançou e diminuiu consideravelmente ao longo do período do estudo. Comparando os anos de 1985 e 1999, a classe passou a ocupar áreas pertencentes às classes de Caatinga Semidensa e Agropecuária, indo de apenas 7,83 Km² em 1985 para 103,36 km² em 1999, representando um crescimento de aproximadamente 1220%. Após isso, observa-se uma leve redução entre 1999 e 2006, passando a ocupar 92,67 km². A partir de 2006, a área ocupada por essa classe sofreu uma redução de aproximadamente 98%, passando a ocupar apenas 1,76 Km² do município de Piranhas.

A Caatinga Densa é uma das classes que menos sofreu alterações consideráveis em relação a sua ocupação territorial entre 1985 e 2020, quando comparada às outras classes de caatinga. Em 1985 ocupava uma área de 22,49 Km², já em 2020 sua área era de 28,16 Km², representando um avanço de 25,16 % ao longo desse período. Apesar disso, a classe obteve sua maior ocupação do território no ano de 1999 com 41,25 km² - cerca de 10% do território do município. Assim como a classe água, pode-se observar na classe da Caatinga Densa uma redução de sua extensão a partir do ano de 1999, passando a ocupar apenas 30,10 Km² em 2006 e reduzindo mais ainda em 2020.

Houve aumento da área da classe da Caatinga Semidensa entre 1985 e 2020, passando de 153,93 para 191,49 km², um avanço de 24,40% no território. Porém, ao analisar os anos de 1999 e 2006 percebe-se que esta classe sofreu grande supressão, perdendo aproximadamente 75 km² de sua área entre 1999 e 2006, indo de 88,04 km² em 1999 para apenas 13 km². Em contrapartida a esse fato observa-se o aumento da presença de Caatinga Aberta em locais ocupados anteriormente pela Caatinga Semidensa que cresceu 128% entre esses dois anos. Apesar disso, entre 2006 e 2020, a classe da Caatinga Semidensa recuperou e até ultrapassou sua área ocupada no primeiro ano do estudo, assim como a classe da Caatinga Aberta apresentou 19,69% de avanço em relação a sua área original, ocupando 111,21 Km².

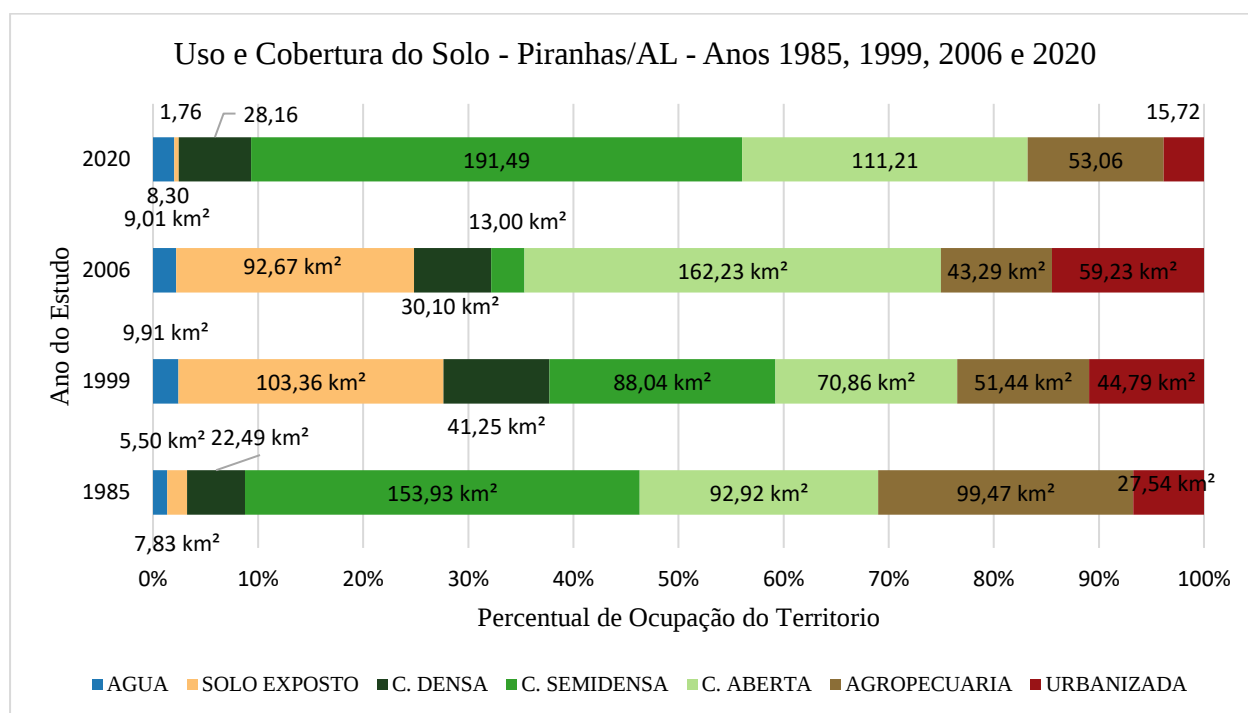
A classe Agropecuária apresentou redução ao longo dos três primeiros anos estudados e um leve avanço no último ano. Em 1985 a classe estendia-se ao longo de 99,47 Km² reduzindo 48,28% de sua área em 1999, ocupando 51,44 km² nesse ano, sofreu redução de 15,86% de sua

área passando a ocupar 43,29km² no ano de 2006 e em 2020 passou a ocupar 53,06 Km² do município. Pode-se verificar através do Mapa de Uso e Cobertura do Solo (figura 12) que a classe Agropecuária, assim como a Caatinga Semidensa foi suprimida ao longo dos três primeiros anos observados a medida que as classes de Solo Exposto e Caatinga Aberta avançavam, sendo as primeiras substituídas pelas duas últimas. Ainda assim, entre 2006 e 2020 a classe de Caatinga Semidensa avançou consideravelmente em relação às outras três, passando a ocupar cerca de 47% do território enquanto a classe Agropecuária ocupava apenas 13% do município.

A área da classe Urbanizada, apresentou um crescimento de 62,64% entre 1985 e 1999, quando ocupava 27,54 km², passando a ocupar 44,79km² em 1999. O crescimento dessa classe entre 1985 e 1999, está relacionado diretamente à implantação da hidrelétrica de Xingó, a partir de 1987 com o início das obras o município de Piranhas passou a abrigar aproximadamente 15mil pessoas a mais atraídas pela geração de emprego do local (SILVA, 2003). Em 2006 a classe possuía extensão de 59,23 km², representando um crescimento de 115,04% entre 1999 e 2006, indo para apenas 15,72 Km² no ano de 2020.

A figura a seguir apresenta o gráfico que reúne os valores referentes a ocupação de território em cada ano e suas respectivas porcentagens:

Figura 12: Gráfico de Uso e Cobertura do Solo do Município de Piranhas – AL.



Fonte: do autor, 2022.

4.2 Índices Biofísicos

4.2.1 NDVI

4.2.1.1 Análise Estatística - NDVI

A partir do Quadro 17 e da Figura 14, pode-se observar que o ano de 1999 apresenta o menor desvio padrão e menor amplitude de dados entre os anos estudados, demonstrando mais homogeneidade e menor dispersão entre os valores de NDVI para esse ano. Em contraponto a 1999, o ano de 2006 apresenta a maior amplitude de valor, maior desvio padrão e maior tamanho de caixa no gráfico, demonstrando maior dispersão e variabilidade de valores de NDVI.

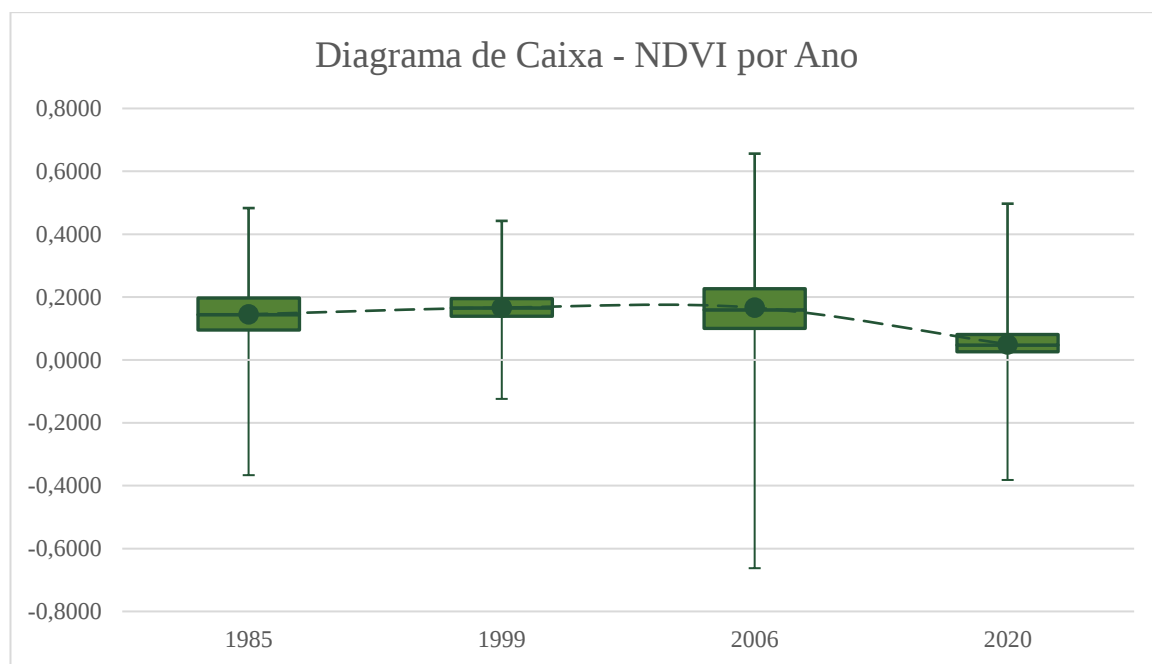
Em todos os anos do estudo, o valor médio e a mediana, representados no gráfico pelo ponto e a linha tracejada respectivamente, mantiveram-se próximos, indicando que todos os anos os valores de NDVI mantiveram uma distribuição bastante simétrica. Além disso, pode-se observar através da caixa dos quartis que pelo 50% do município concentra-se na faixa de valor entre 0 e 0,2 nos três primeiros anos, enquanto o ano de 2020 concentra seus valores mais próximos de 0; demonstrando que cerca de metade do território de Piranhas – AL apresenta ausência de vegetação ou vegetação com baixo vigor.

Quadro 17: Tabela de Parâmetros estatísticos – NDVI – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.

DADOS ESTATÍSTICOS - NDVI				
PARAMETRO	ANO			
	1985	1999	2006	2020
Valor Mínimo	-0,3665	-0,1239	-0,6625	-0,3818
Valor Máximo	0,4831	0,4424	0,6563	0,4971
Intervalo (Min – Max)	0,8497	0,5664	1,3189	0,8790
Primeiro Quartil	0,0954	0,1394	0,1006	0,0256
Mediana	0,1440	0,1659	0,1592	0,0470
Terceiro Quartil	0,1996	0,1955	0,2267	0,0806
Média	0,1451	0,1664	0,1662	0,0498
Desvio Padrão	0,0743	0,0430	0,1170	0,0658

Fonte: do autor, 2022.

Figura 13: Diagrama de Caixa – NDVI Piranhas/ AL– Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.

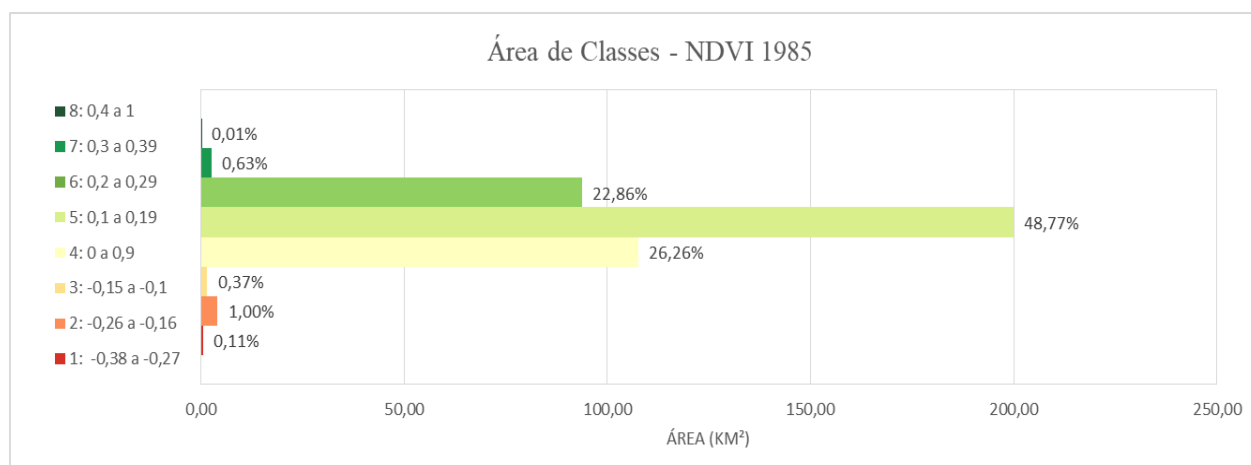


Fonte: do autor, 2022.

4.2.1.2 Extensão Territorial de Classes de NDVI por Ano

No ano 1985 (Figura 14 e Quadro 18), é possível observar que cerca de 26% do território apresenta NDVI entre 0 e 0,1 e 48% apresenta NDVI entre 0,1 e 1,9, sendo esse última o intervalo predominante na imagem desse ano, demonstrando que aproximadamente 75% do município de Piranhas apresenta baixa qualidade vegetativa e um possível estresse hídrico das plantas. As classes com valores mais altos de NDVI para esse ano (acima de 0,3) não ocupam nem 1% do território, porém pode-se observar que os valores acima de 0,2 relacionam-se diretamente com áreas ocupadas pelas classes de Caatinga Densa e Caatinga Semidensa, onde aproximadamente 22% do território está sob o intervalo de 0,2 e 0,29 do NDVI deste ano. Enquanto isso, os valores positivos próximos a zero relacionam-se com áreas de Agropecuária, Solo Exposto e áreas urbanizadas. Pode-se observar também que áreas com presença de corpos hídricos foram classificados com os valores negativos de NDVI entre -0,38 e -0,15.

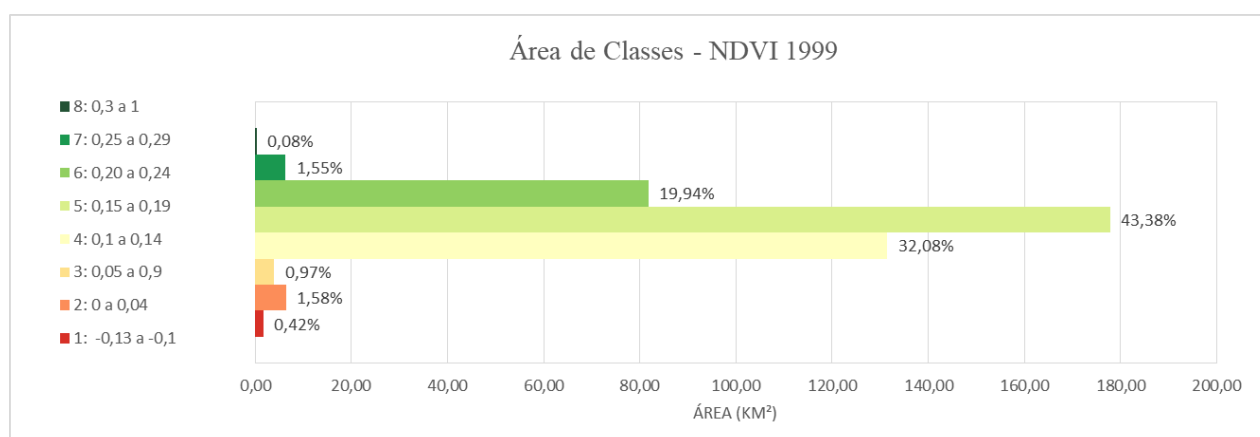
Figura 14: Gráfico de Área de Classes NDVI 1985 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

No ano 1999 (Figura 15 e Quadro 18) observa-se resultados semelhantes a 1985, porém um pouco mais expressivos nas classes mais altas do NDVI com valores entre -0,13 e 0,3. Os valores mais altos de NDVI – as classes: 0,25 e 0,3, correspondem a áreas que apresentam vegetação nativa mais densa ocupando aproximadamente 2,5% do território. Semelhante a 1985, no ano de 1999 aproximadamente 70% do município apresenta NDVI a baixo de 0,2 principalmente em áreas relacionadas às classes de Agropecuária e Solo Exposto indicando baixo vigor vegetativo na maioria do território, onde 43,38% está entre 0,15 e 0,19. Enquanto isso, os corpos d'água como açudes, o lago represado e o Rio São Francisco apresentam valores negativos de NDVI.

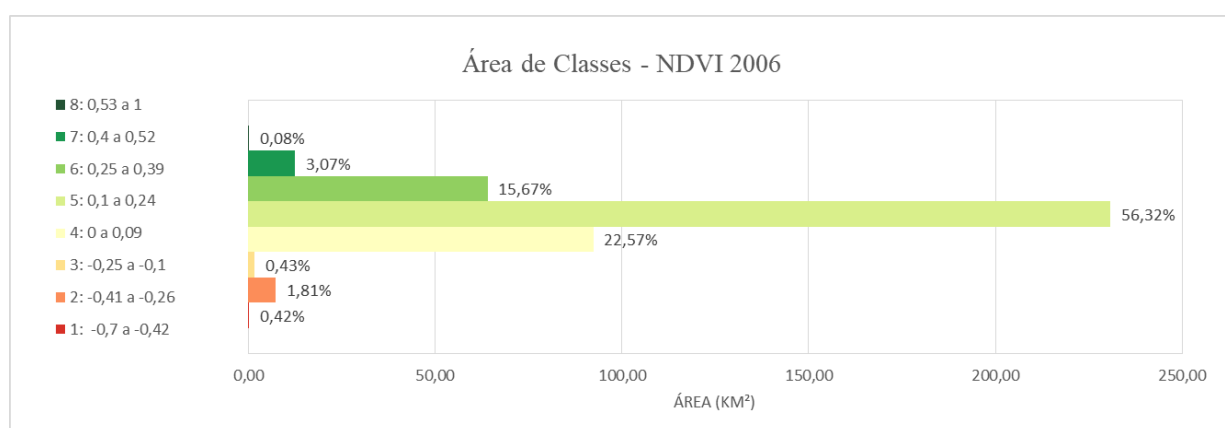
Figura 15: Gráfico de Área de Classes NDVI 1999 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

O ano de 2006 (Figura 16 e Quadro 18) apresenta uma maior amplitude de valores NDVI em relação aos outros dois anos, variando entre -0,7 e 0,53 e comportamento geral mais semelhante ao ano 1985. Dentre os três anos de estudo, 2006 apresenta a melhor condição de vegetação, onde 18,82% do território apresenta NDVI acima de 0,25, o NDWI 0,53 indica bom vigor da vegetação e pouco estresse hídrico. Os valores negativos correspondentes a corpos d'água. Os valores positivos próximos a zero: entre 0 e 0,9 – cerca de 22,57% - representam áreas de solo exposto, agropecuária e área urbana e os valores mais altos correspondentes a áreas de caatinga, destacando que quanto mais alto o valor, mais densa a vegetação.

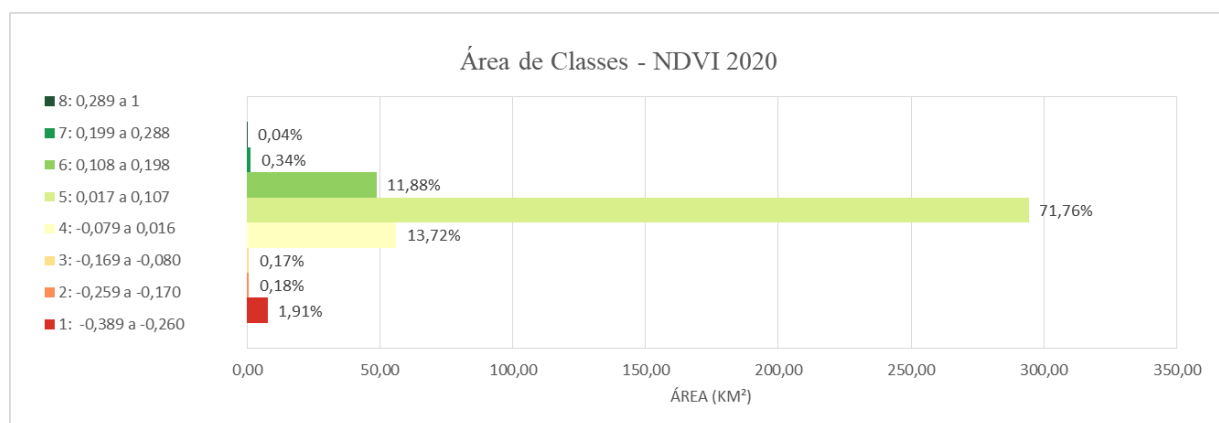
Figura 16: Gráfico de Área de Classes NDVI 2006 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

Assim como nos anos anteriores, em 2020 (Figura 17 e Quadro 18) , as áreas com presença de corpos hídricos apresentaram valores negativos de NDVI. Este ano apresentou a segunda maior amplitude de valores. Apenas 1,58 Km² do município apresentam NDVI acima de 0,199, somando cerca de 2% do território, enquanto 294,18 Km² encontram-se no intervalo entre 0,017 e 0,108 representando que cerca de 71,76% do território nesse ano apresenta baixo vigor de sua vegetação e possível estresse hídrico na área. A classe 4 desse ano que demonstra o intervalo entre -0,079 e 0,016 ocupa aproximadamente 56,24 Km², esse intervalo de valor do índice que relaciona-se com áreas de solo exposto representa cerca de 13% da região estudada.

Figura 17: Gráfico de Área de Classes NDVI 2020 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

O quadro a seguir apresenta organizados em tabela os dados de extensão territorial do NDVI referentes as cenas observadas em cada ano de estudo:

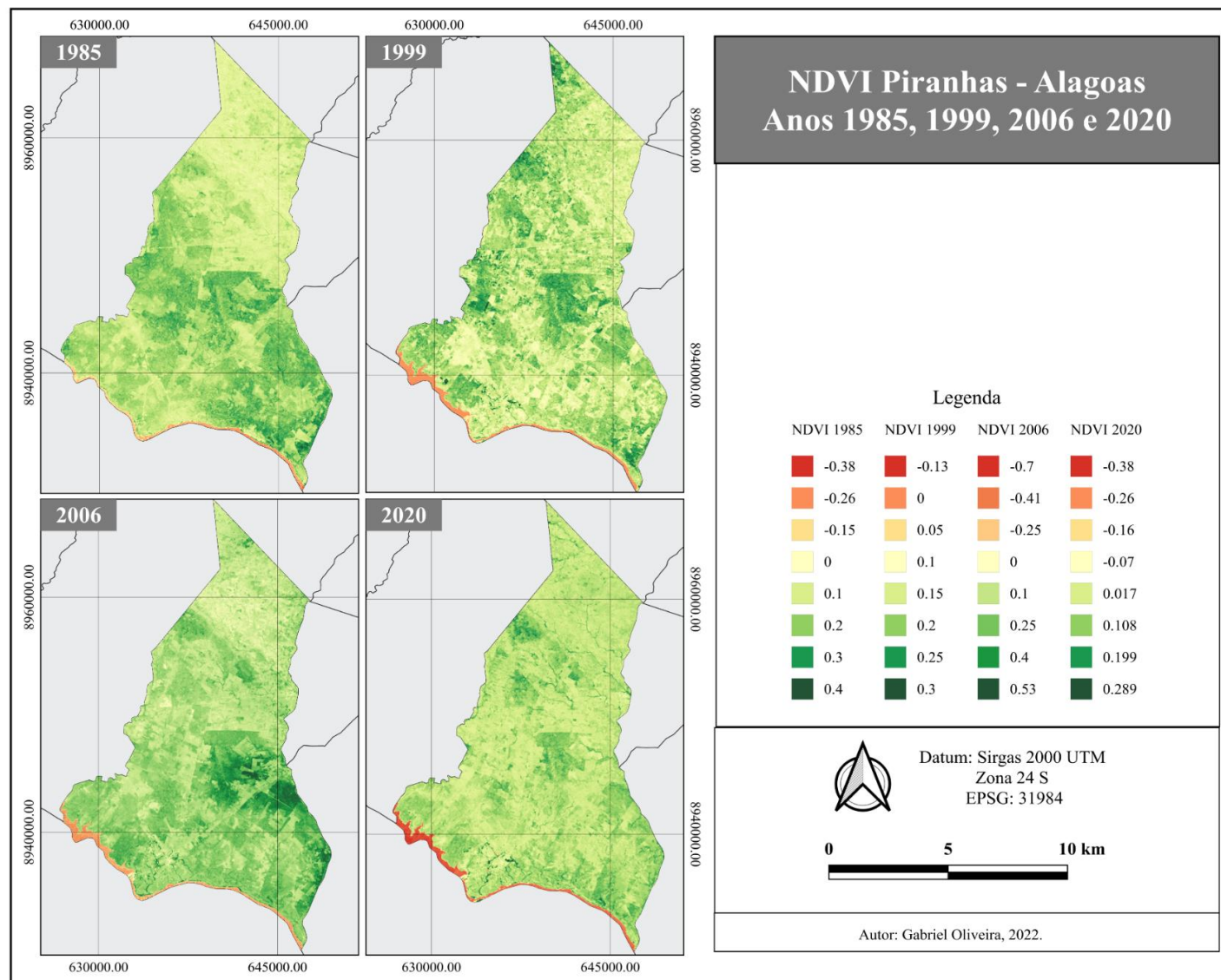
Quadro 18: Tabela de Área de Classes de NDVI – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020 – Piranhas/AL.

ÁREA DE CLASSES - NDVI (KM²)								
C L A S S E	ANO							
	1985		1999		2006		2020	
	INTERVALO	ÁREA	INTERVALO	ÁREA	INTERVALO	ÁREA	INTERVALO	ÁREA
1	-0,38 a -0,27	0,45	-0,13 a -0,1	1,71	-0,7 a -0,42	0,27	-0,389 a -0,260	7,84
2	-0,26 a -0,16	4,10	0 a 0,04	6,48	-0,41 a -0,26	7,40	-0,259 a -0,170	0,75
3	-0,15 a -0,1	1,50	0,05 a 0,9	3,98	-0,25 a -0,1	1,77	-0,169 a -0,080	0,69
4	0 a 0,9	107,65	0,1 a 0,14	131,51	0 a 0,09	92,47	-0,079 a 0,016	56,24
5	0,1 a 0,19	199,95	0,15 a 0,19	177,79	0,1 a 0,24	230,76	0,017 a 0,107	294,18
6	0,2 a 0,29	93,72	0,20 a 0,24	81,74	0,25 a 0,39	64,21	0,108 a 0,198	48,70
7	0,3 a 0,39	2,58	0,25 a 0,29	6,33	0,4 a 0,52	12,57	0,199 a 0,288	1,40
8	0,4 a 1	0,03	0,3 a 1	0,34	0,53 a 1	0,32	0,289 a 1	0,18

Fonte: do autor, 2022.

A figura 18 apresenta o Mapa de NDVI para o município de Piranhas – AL nos anos 1985, 1999, 2006 e 2020:

Figura 18: Mapa NDVI – Piranhas – AL – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.



Fonte: do autor, 2022.

4.2.2 NDWI

4.2.2.1 Análise Estatística - NDWI

De acordo com o Diagrama de Caixa (Figura 19) e a tabela com os dados estatísticos do NDWI (Quadro 19) de cada ano, pode-se observar comportamento semelhante ao NDVI. O ano de 1999 apresentou o menor desvio padrão e amplitude de valores demonstrando uma menor variabilidade e valores de NDWI mais homogêneos na imagem. Em contrapartida, assim como no NDVI, o ano 2006 apresentou a maior amplitude de valores e maior desvio padrão em relação aos outros anos do estudo, demonstrando maior dispersão e variabilidade entre os valores de NDWI nesse ano.

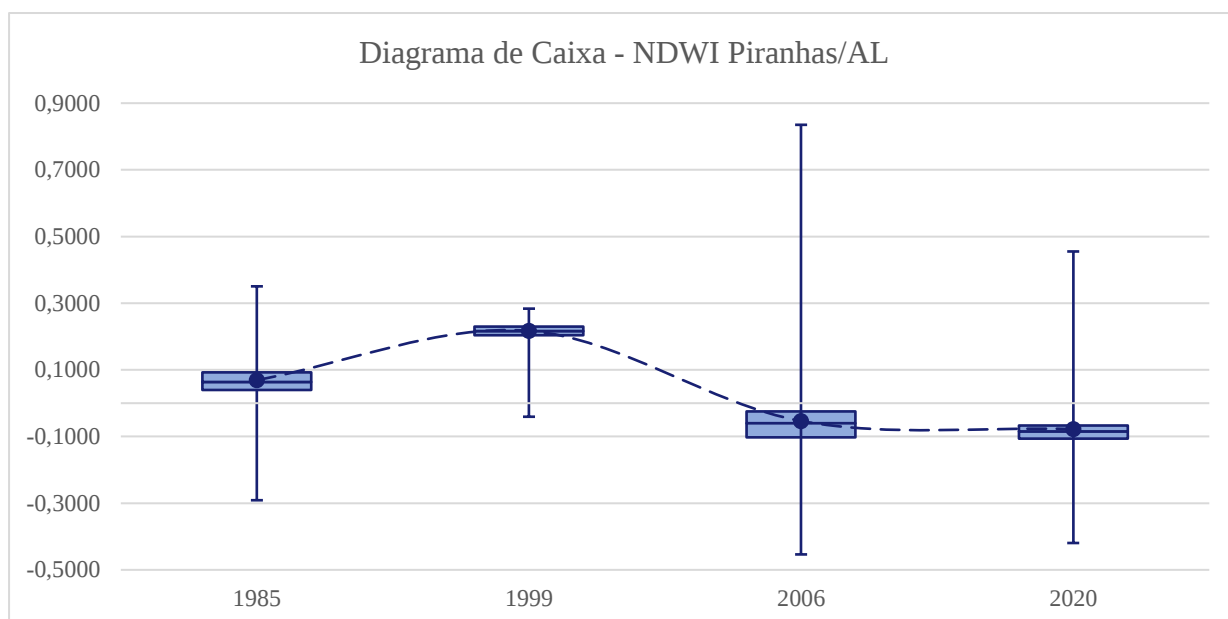
Observa-se que o valor médio de cada ano para esse índice manteve-se próximo a mediana dos respectivos anos, porém houve maior variação entre as médias de cada ano, havendo valores positivos – anos 1985 e 1999. E valores negativos – anos 2006 e 2020. Observando as caixas do diagrama, pode-se aferir que o ano de 1985 possui a distribuição mais simétrica em relação aos outros anos, apresentando valores mais concentrados entre 0 e 0,1. Enquanto isso, o ano de 1999 demonstra assimetria superior, concentrando pelo menos 50% dos valores acima de 0,2. Os anos de 2006 e 2020 apresentaram assimetria inferior, concentrando pelo menos 50% dos seus valores entre -0,1 e 0. Assim, apesar da variação de resultados entre os anos, percebe-se que nos 4 anos o município de Piranhas – AL, pelo menos 75% do território apresenta elevado estresse hídrico.

Quadro 19: Tabela de Parâmetros estatísticos – NDWI – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.

DADOS ESTATISTICOS - NDWI				
PARAMETRO	ANO			
	1985	1999	2006	2020
Valor Mínimo	-0,2911	-0,0406	-0,4316	-0,4086
Valor Máximo	0,3794	0,2968	0,8203	0,4237
Intervalo (Min – Max)	0,6705	0,3374	1,2520	0,8323
Primeiro Quartil	0,0394	0,2039	-0,1025	-0,1059
Mediana	0,0632	0,2168	-0,098	-0,0853
Terceiro Quartil	0,0921	0,2300	-0,0246	-0,0667
Média	0,0695	0,2170	-0,0534	-0,0777
Desvio Padrão	0,0424	0,0195	0,1146	0,0705

Fonte: do autor, 2022.

Figura 19: Diagrama de Caixa – NDWI de Piranhas/ AL – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020.

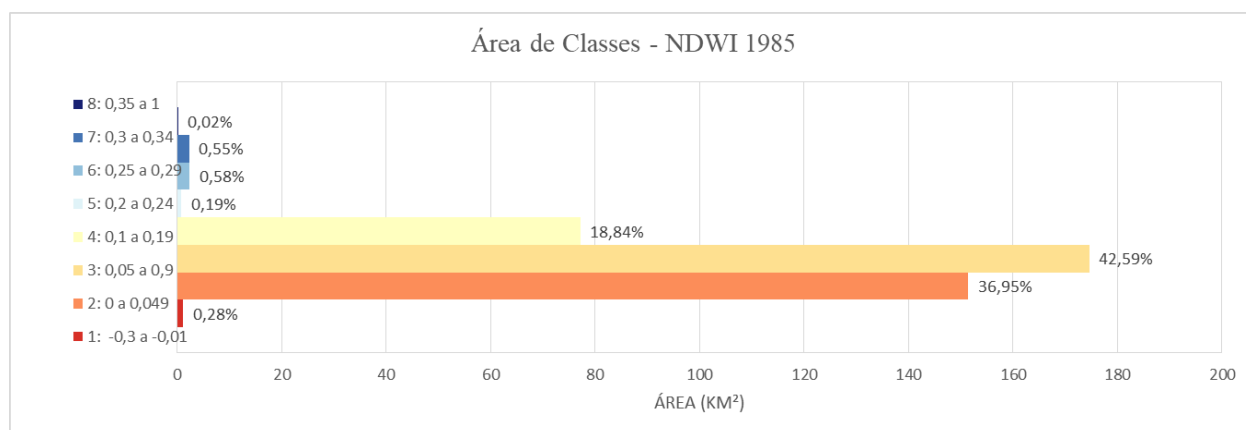


Fonte: do autor, 2022.

4.2.2.2 Extensão Territorial de Classes de NDWI por Ano

O ano 1985 (Quadro 20 e Figura 20) apresenta valores de NDWI entre -0,3 e 0,35. Pode-se observar que apenas os valores de NDWI acima de 0,2 estão relacionados com corpos d'água. As classes de valores positivos mais próximos de zero estão relacionadas a áreas ocupadas pelas classes de caatinga densa e semidensa, apresentando NDWI entre 0,05 e 0,2, representando 61,43% do território. Enquanto isso, áreas ocupadas pelas classes de Caatinga Aberta, Solo exposto, Agropecuária e Urbanizada em 1985 apresentaram valores de NDWI entre -0,3 e 0,05 ocupando cerca de 37% do território do município, destacando as áreas de solo exposto, agropecuária e urbanizada que apresentam em sua maioria valores abaixo de zero, indicando a ausência de água em boa parte delas. Além disso, baixo valor do índice indica um possível estresse hídrico da vegetação, assim, áreas de vegetação nativa deste ano que apresentaram baixos valores de NDWI no município sofram com elevado estresse hídrico.

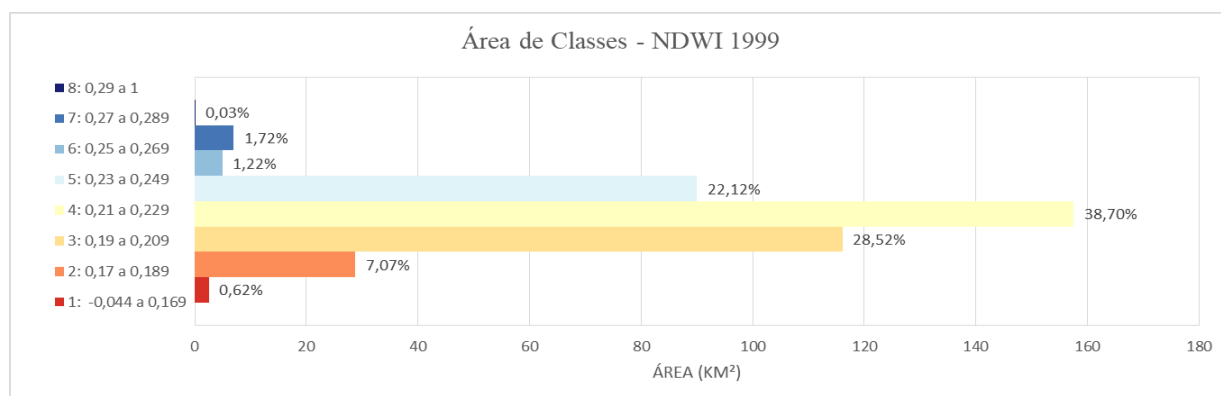
Figura 20: Gráfico de Área de Classes NDWI 1985 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

A imagem do ano 1999 (Quadro 20 e Figura 21) apresentou apenas uma classe com valor negativo, indicando uma possível melhor condição de umidade na região entre as três imagens observadas. Assim como no ano anterior, a classe de valor NDWI mais alto corresponde aos corpos hídricos presentes no território de Piranhas. As classes de caatinga correspondem diretamente ao intervalo entre 0,23 e 0,27 – cerca de 25% do município. Considerando que a classe de NDWI mais alto apresenta valor de 0,29, o ano de 1999 é o que apresenta menor contraste entre as datas observadas. As classes de solo exposto, agropecuária e parte da classe urbanizada de 1999 correspondem aos valores abaixo de 0,22 do NDWI ocupando aproximadamente 36,21% do território de Piranhas.

Figura 21: Gráfico de Área de Classes NDWI 1999 – Piranhas / AL.

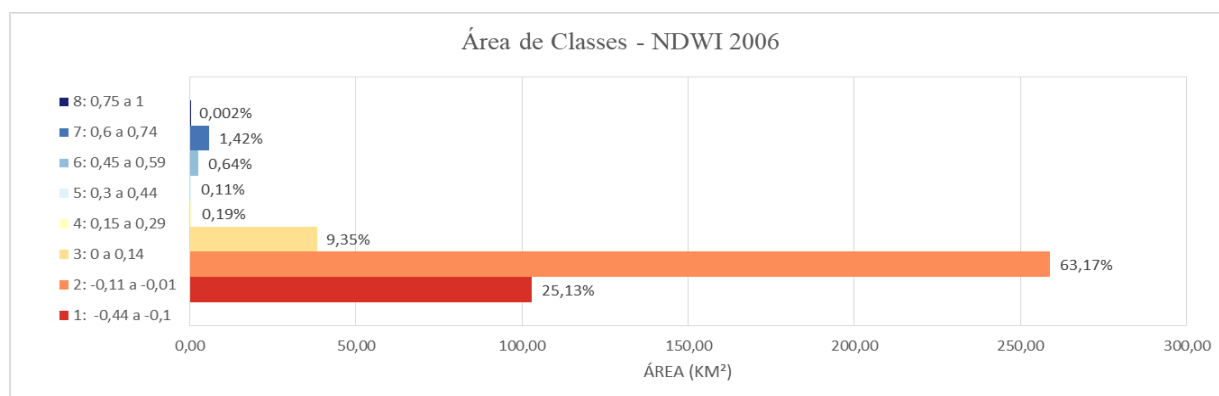


Fonte: do autor, 2022.

O ano 2006 (Quadro 20 e Figura 22) apresentou a maior amplitude de valores em relação aos outros dois anos, variando entre -0,44 e 0,75 onde há predominância de valores negativos ou próximos a zero (97,62% do território do município), indicando a baixa umidade da região neste ano. Na imagem de 2006, as classes de valores próximos a zero correspondem a áreas de solo exposto, agropecuária e urbanizada enquanto as classes de caatinga densa, semidensa e aberta

apresentado os valores mais baixos de NDWI, indicando um possível estresse hídrico da vegetação nativa deste ano. Assim, como nos anos anteriores, os valores de NDWI mais altos estão relacionados à presença de corpos d'água como rios e açudes.

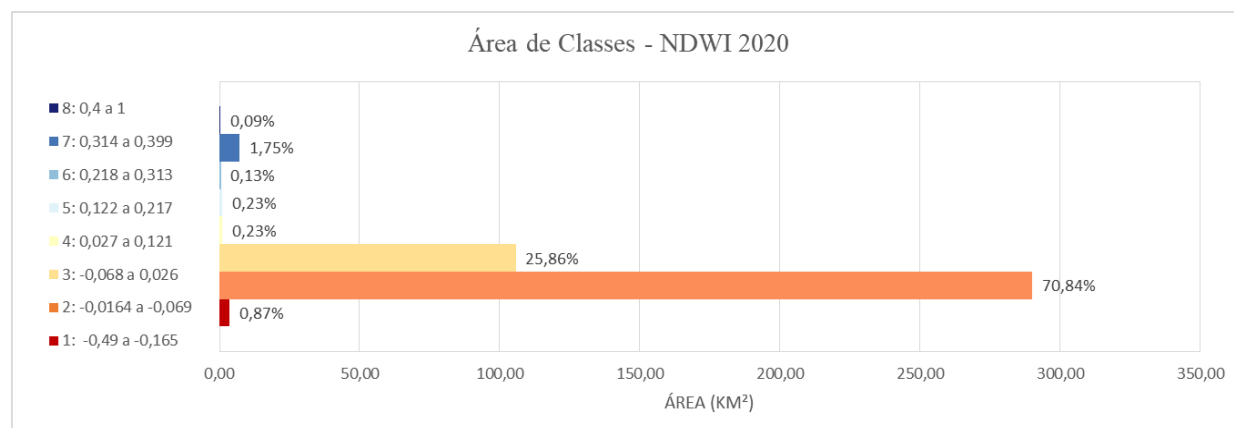
Figura 22: Gráfico de Área de Classes NDWI 2006 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

O ano de 2020 (Quadro 20 e Figura 23), apesar de apresentar a segunda maior amplitude de valor entre os 4 anos, cerca de 97,39% do território de Piranhas apresenta valores e NDWI abaixo de 0,026 e apenas 2,43% do município apresentam valores a partir de 0,027, indicando grande estresse hídrico do município nesse ano. Assim como nos outros anos, os valores mais altos de NDWI – a partir de 0,027 - estão relacionados a corpos hídricos presentes na cena, como açudes, riachos, lagos e o rio São Francisco. O intervalo entre -0,068 e 0,026 estão relacionados a áreas classificadas como Agropecuária, Solo Exposto, Urbanizada e Caatinga Aberta. A vegetação mais densa da área apresentou os valores de NDWI mais baixos dessa cena, a partir de -0,49 demonstrando elevado estresse hídrico tanto na vegetação nativa quanto na vegetação plantada presente no território do município.

Figura 23: Gráfico de Área de Classes NDWI 2020 – Piranhas / AL.



Fonte: do autor, 2022.

O quadro a seguir apresenta os dados organizados em tabela, de extensão territorial do NDWI no município de Piranhas -AL nos anos de 1985, 1999, 2006 e 2020:

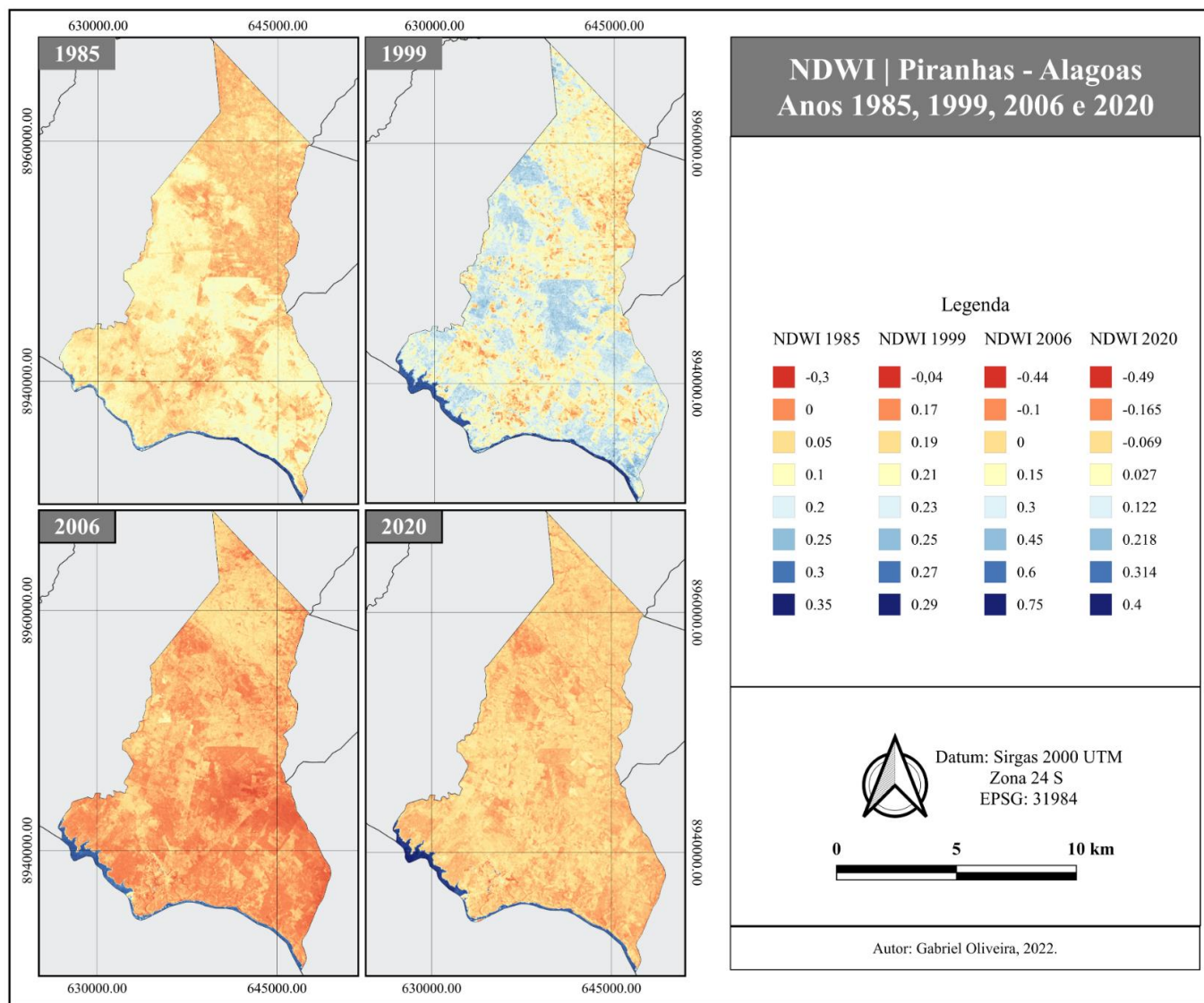
Quadro 20: Tabela de Área de Classes de NDWI – Anos 1985, 1999 e 2006 – Piranhas/AL.

ÁREA DE CLASSES - NDWI (KM²)								
C L A S S E	ANO							
	1985		1999		2006		2020	
	INTERVALO	ÁREA	INTERVALO	ÁREA	INTERVALO	ÁREA	INTERVALO	ÁREA
1	-0,3 a -0,01	1,16	-0,044 a 0,169	2,54	-0,44 a -0,1	102,98	-0,49 a -0,165	3,58
2	0 a 0,049	151,42	0,17 a 0,189	28,80	-0,11 a -0,01	258,91	-0,164 a -0,069	290,12
3	0,05 a 0,9	174,55	0,19 a 0,209	116,13	0 a 0,14	38,31	-0,068 a 0,026	105,89
4	0,1 a 0,19	77,22	0,21 a 0,229	157,57	0,15 a 0,29	0,77	0,027 a 0,121	0,94
5	0,2 a 0,24	0,79	0,23 a 0,249	90,05	0,3 a 0,44	0,46	0,122 a 0,217	0,94
6	0,25 a 0,29	2,37	0,25 a 0,269	4,95	0,45 a 0,59	2,61	0,218 a 0,313	0,55
7	0,3 a 0,34	2,25	0,27 a 0,289	7,00	0,6 a 0,74	5,80	0,314 a 0,399	7,15
8	0,35 a 1	0,08	0,29 a 1	0,11	0,75 a 1	0,01	0,4 a 1	0,37

Fonte: do autor, 2022.

A seguir, a figura 24 apresenta o Mapa NDWI para o município de Piranhas-AL referente as cenas dos anos de 1985, 1999, 2006 e 2020:

Figura 24: Mapa NDWI – Piranhas – AL – Anos 1985, 1999, 2006 e 2020



Fonte: do autor, 2022.

4.2.3 Análise da Concordância entre os Índices Biofísicos e o Mapa de Uso e Cobertura do Solo por Ano

4.2.3.1 Ano 1985

O quadro 21 e a figura 26 apresentam as estatísticas e os diagramas de caixa do ano de 1985, observa-se o uso e cobertura do solo de 1985 apresenta uma assimetria mais superior, onde a caixa do intervalo interquartil localiza-se na parte superior do gráfico. Além disso, o uso e cobertura do solo apresenta alto desvio padrão em relação aos índices desse ano, demonstrando maior variabilidade na distribuição de valores. O primeiro quartil coincide com a classe 4 que representa a Caatinga Semidensa. As classes 1, 2 e 3, que representam a água, Solo Exposto e Caatinga Densa respectivamente, são as menos expressivas nesse ano, representando menos de 25% do município.

Enquanto isso, os índices biofísicos, apesar de também apresentarem ligeira assimetria superior, apresentam valores de mínimo e máximo diferentes dos valores dos quartis, concentrando 50% dos seus valores mais próximos do centro do eixo do gráfico: entre 0,9654 e 0,1966 para o NDVI e 0,0394 e 0,0921 representado pelo intervalo entre os quartis 1 e 3.

Na imagem do ano de 1985, observa-se que há concordância entre os índices biofísicos NDVI e NDWI, as áreas com valores positivos próximos a zero no NDWI coincidem com as classes mais altas do NDVI, indicando a presença de vegetação nessas regiões, mas com pouca umidade o que corresponde com as áreas classificadas como Caatinga Densa, semidensa e aberta no mapa de uso e cobertura do solo.

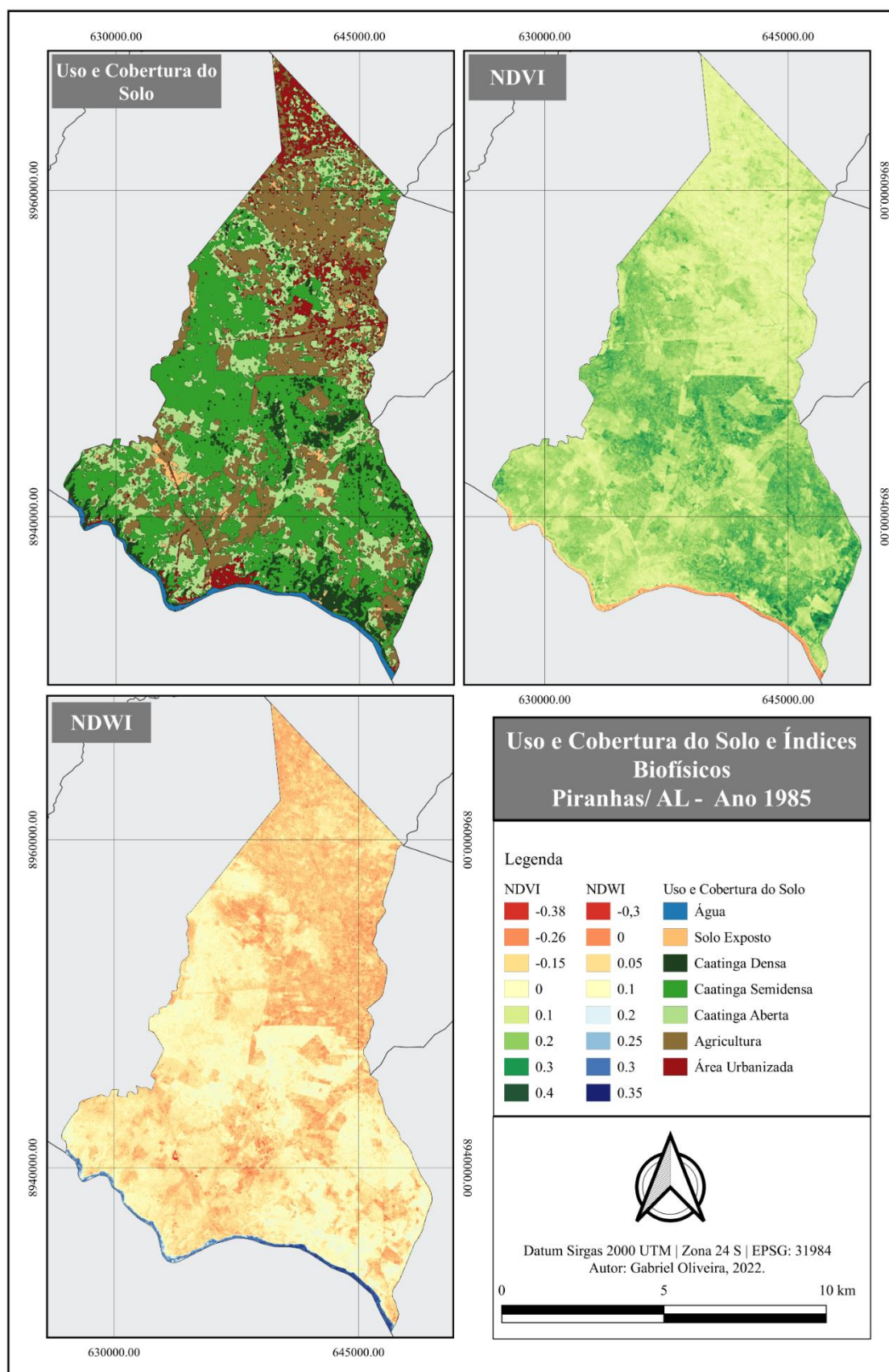
Ao comparar os índices com o mapa de uso e cobertura do solo, algumas das áreas classificadas como urbanizadas no mapa de uso e cobertura apresentam valores de NDVI característicos de regiões com presença de vegetação, seja ela nativa – as classes de caatinga mais aberta - ou plantada – a classe agropecuária. O mesmo observa-se ao comparar com os valores de NDWI apresentando valores positivos próximos de zero indicando baixa umidade ou pouca presença de água na área. Essa confusão é comprovada pela matriz de erros de 1985 (Quadro 11) onde a classe Urbanizada apresentou erros de omissão e inclusão com as classes Agropecuária, Caatinga Aberta e Solo Exposto.

Áreas classificadas como Agropecuária e Solo Exposto no mapa de uso e cobertura, apresentam valores entre 0 e 0,1 no NDVI que indica uma vegetação pouco vigorosa, baixa

presença de biomassa e áreas sem vegetação, o que é validado pelos valores apresentados no NDWI bem próximos de zero que indica elevado estresse hídrico e pouca umidade na região.

Ambos os índices e o algoritmo de classificação supervisionada apresentaram êxito na identificação dos corpos hídricos da região, classificando todo o trecho do Rio São Francisco presente no município como classe Água no mapa de uso e cobertura, apresentando valores negativos no NDVI e altos valores de NDWI para essa cena.

Figura 25: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 1985



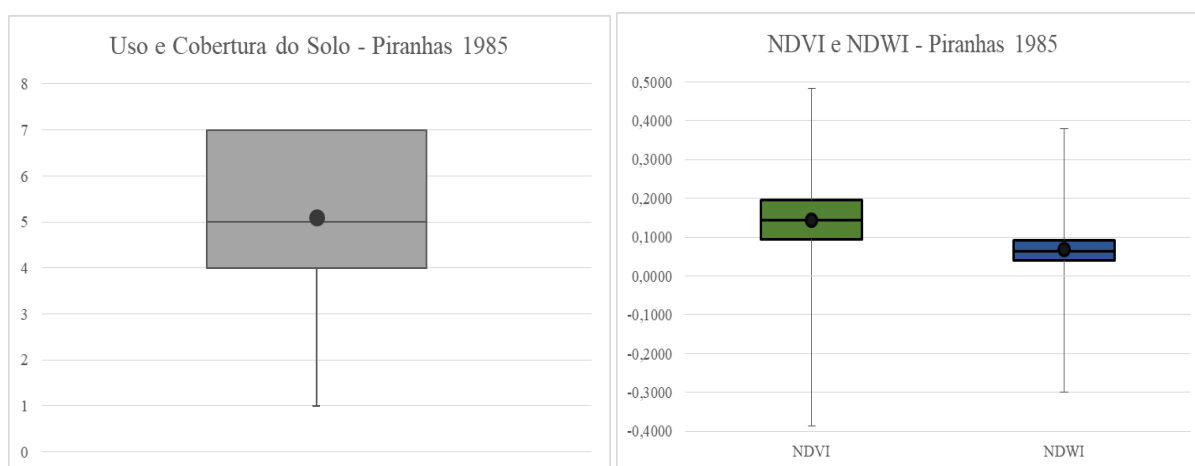
Fonte: do autor, 2022.

Quadro 21: Dados Estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1985 – Piranhas/ AL

1985			
PARAMETRO	NDVI	NDWI	USO E COBERTURA
Mínimo	-0,3865	-0,3000	1
Primeiro Quartil	0,0954	0,0394	4
Mediana	0,1440	0,0632	5
Terceiro Quartil	0,1966	0,0921	7
Máximo	0,4831	0,3794	7
Intervalo min-max	0,8497	0,6705	7
Média	0,1451	0,0695	5,11
Desvio Padrão	0,0743	0,0424	1,53

Fonte: do autor, 2022.

Figura 26: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1985 – Piranhas/ AL



Fonte: do autor, 2022.

4.2.3.2 Ano 1999

Observa-se pela Figura 28 e pelo Quadro 22, que apresentam os dados referentes a cena de 1999, que nesse ano a média de classificação ficou levemente abaixo do valor da mediana no uso e cobertura do solo. Nesse ano o valor máximo 7 também coincide com o valor apresentado pelo terceiro quartil que representa a classe urbanizada. Cerca de 50% dos pixels da imagem desse ano foram classificados como as classes 4, 5, 6 e 7 que representam as classes da Caatinga Semidensa, Caatinga Aberta, Agropecuária e Urbanizada respectivamente. Enquanto o NDVI apresenta distribuição mais simétrica com valores concentrados mais ao centro do eixo, os gráficos de uso e cobertura e NDWI apresentam distribuição assimétrica superior, onde o NDWI concentra 50% de seus valores entre 0,2 e 0,23, apresentando valor máximo próximo de 0,3.

Na Figura 27 que apresenta o Mapa de Uso e Ocupação e Índices Biofísicos de 1999, as áreas onde localizam-se os centros urbanos do município de Piranhas localizados próximos a hidrelétrica de Xingó e na porção leste do limite do município, foram classificadas com exatidão no mapa de uso e cobertura do solo e apresentaram valores característicos de áreas urbanas nos índices biofísicos: Valores próximos de zero no NDVI e os valores mais baixos no NDWI. Porém, assim como na imagem do ano de 1985, na imagem de 1999 algumas áreas na parte norte do município e na margem do rio, classificadas no mapa de uso e cobertura como área urbanizada apresentam valores de NDVI entre -0,04 e 0,3; e NDWI entre 0,23 e 0,25, característicos de áreas com presença de vegetação mais densa mostrando que possivelmente nesse ano também houve confusão entre essas classes durante a classificação supervisionada.

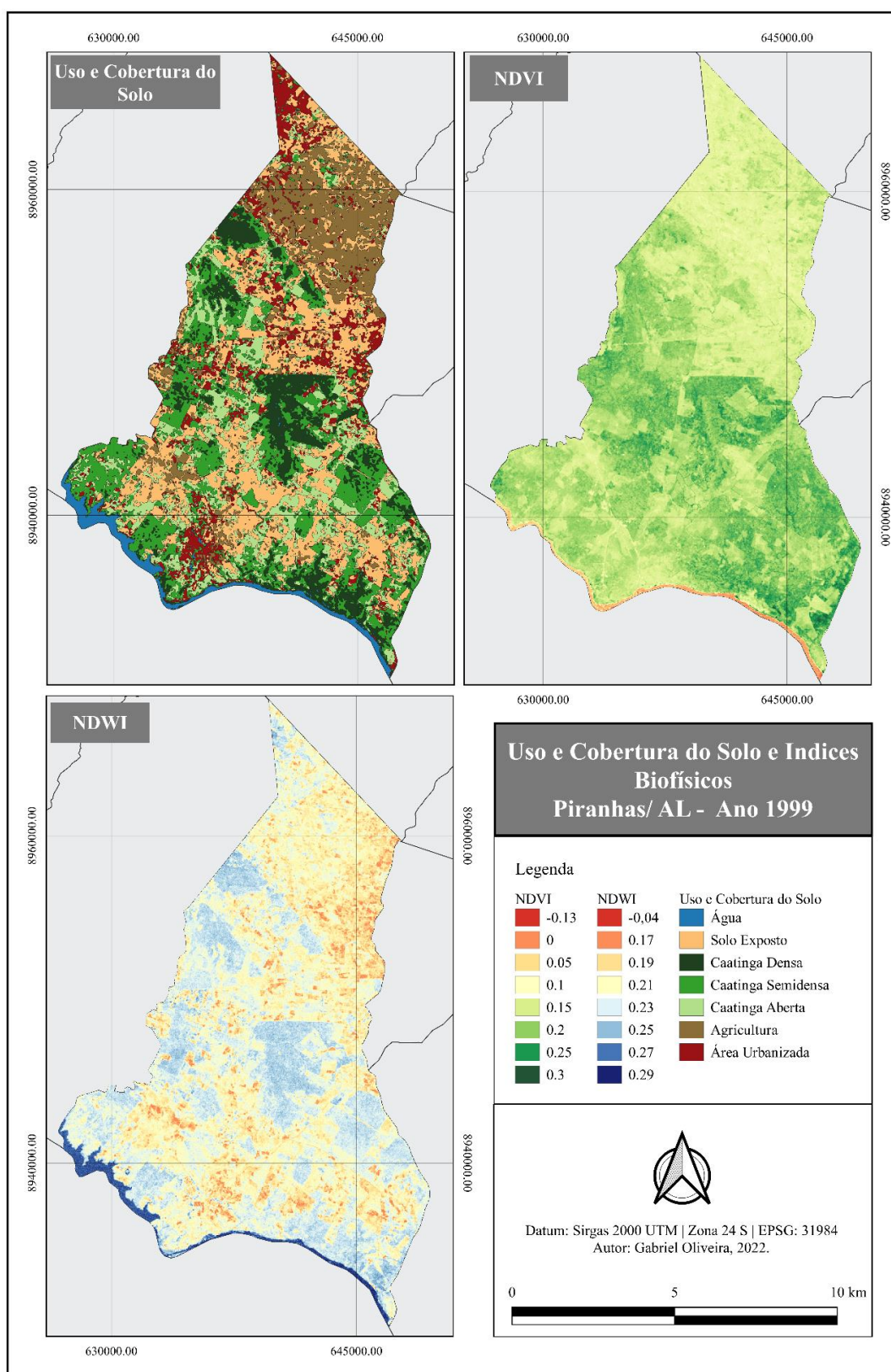
Tanto os índices biofísicos quanto a classificação supervisionada obtiveram êxito na classificação de corpos hídricos, os mesmos conseguiram identificar o Rio São Francisco e os açudes presentes no município e categorizá-los na classe água para o mapa de uso e cobertura do solo, apresentando valores negativos para o NDVI e os valores mais altos de NDWI.

Pode-se observar que na imagem de 1999 (Figura 27), as áreas com presença das classes de Caatinga Densa, Semidensa e Aberta no mapa de uso e cobertura do solo apresentam nos índices NDVI e NDWI valores característicos de áreas com presença de vegetação nativa e melhor condição dessa vegetação, demonstrando valores entre 0,2 e 0,3 no NDVI e 0,23 e 0,27 no NDWI.

Semelhante à imagem do ano anterior, as áreas classificadas no mapa de uso e cobertura do solo como agropecuária apresentaram valores bem próximos a zero indicando uma vegetação com pouco vigor, o que é validado ao analisar o NDWI dessas áreas, onde observa-se os valores mais baixos para a imagem desse ano.

Pode-se observar que houve concordância entre as áreas classificadas como solo exposto no mapa de uso e cobertura e os índices biofísicos. As áreas em questão apresentaram valores de NDVI entre 0,05 e 0,1 e para o NDWI valores entre 0,17 e 0,19, ambos característicos para áreas com presença de solo exposto.

Figura 27: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 1999



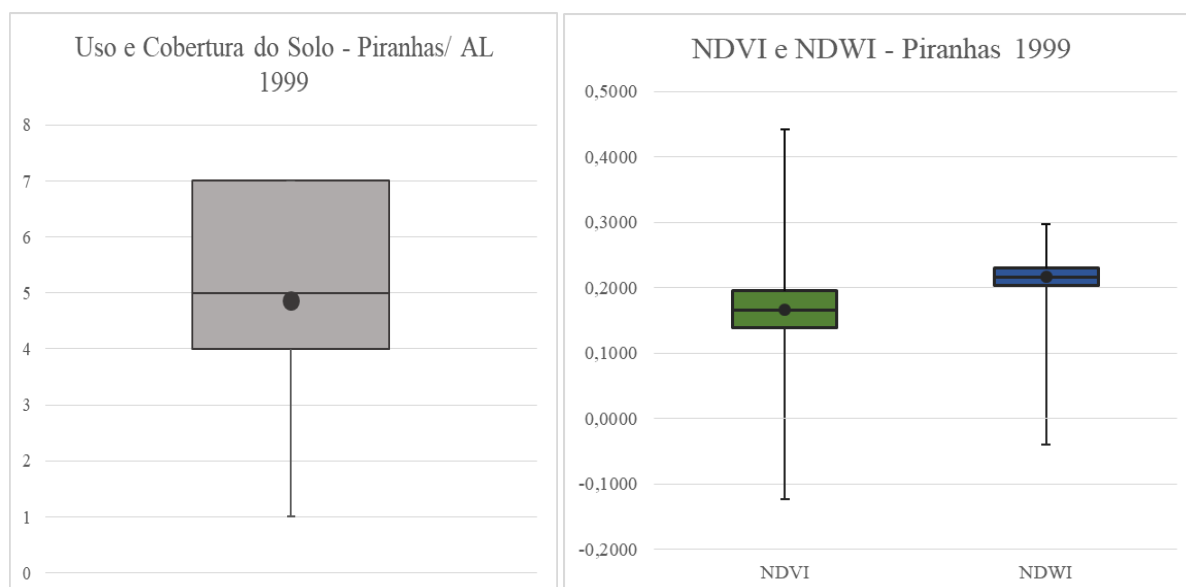
Fonte: do autor, 2022.

Quadro 22: Dados estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1999 – Piranhas/ AL

1999			
PARAMETRO	NDVI	NDWI	USO E COBERTURA
Mínimo	-0,1239	-0,0406	1
Primeiro Quartil	0,1394	0,2039	4
Mediana	0,1659	0,2168	5
Terceiro Quartil	0,1955	0,2300	7
Máximo	0,4424	0,2968	7
Intervalo min-max	0,5664	0,3374	7
Média	0,1664	0,2170	4,87
Desvio Padrão	0,0430	0,0195	1,75

Fonte: do autor, 2022.

Figura 28: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 1999 – Piranhas/ AL



Fonte: do autor, 2022

4.2.3.3 Ano 2006

Na figura 30, o diagrama de caixa dos três produtos gerados de 2006 apresentaram distribuição assimétrica, onde o NDVI e o Uso e Ocupação do Solo apresentam assimetria mais superior, com o valor máximo do uso e ocupação deste ano coincidindo com o valor do seu terceiro quartil e no NDVI com concentração de valores entre 0,1 e 0,22. Enquanto isso, o NDWI apresenta distribuição assimétrica inferior concentrando 50% dos seus valores entre -0,1 e -0,02. Neste ano, o uso e cobertura do solo apresenta maior variabilidade que os índices biofísicos de 2006 porém mais concentrados dentro do intervalo interquartilico - entre as classes 3 e 7, em

contrapartida, os índices biofísicos possuem menor variabilidade e maior quantidade de valores dispersos fora do intervalo interquartilico.

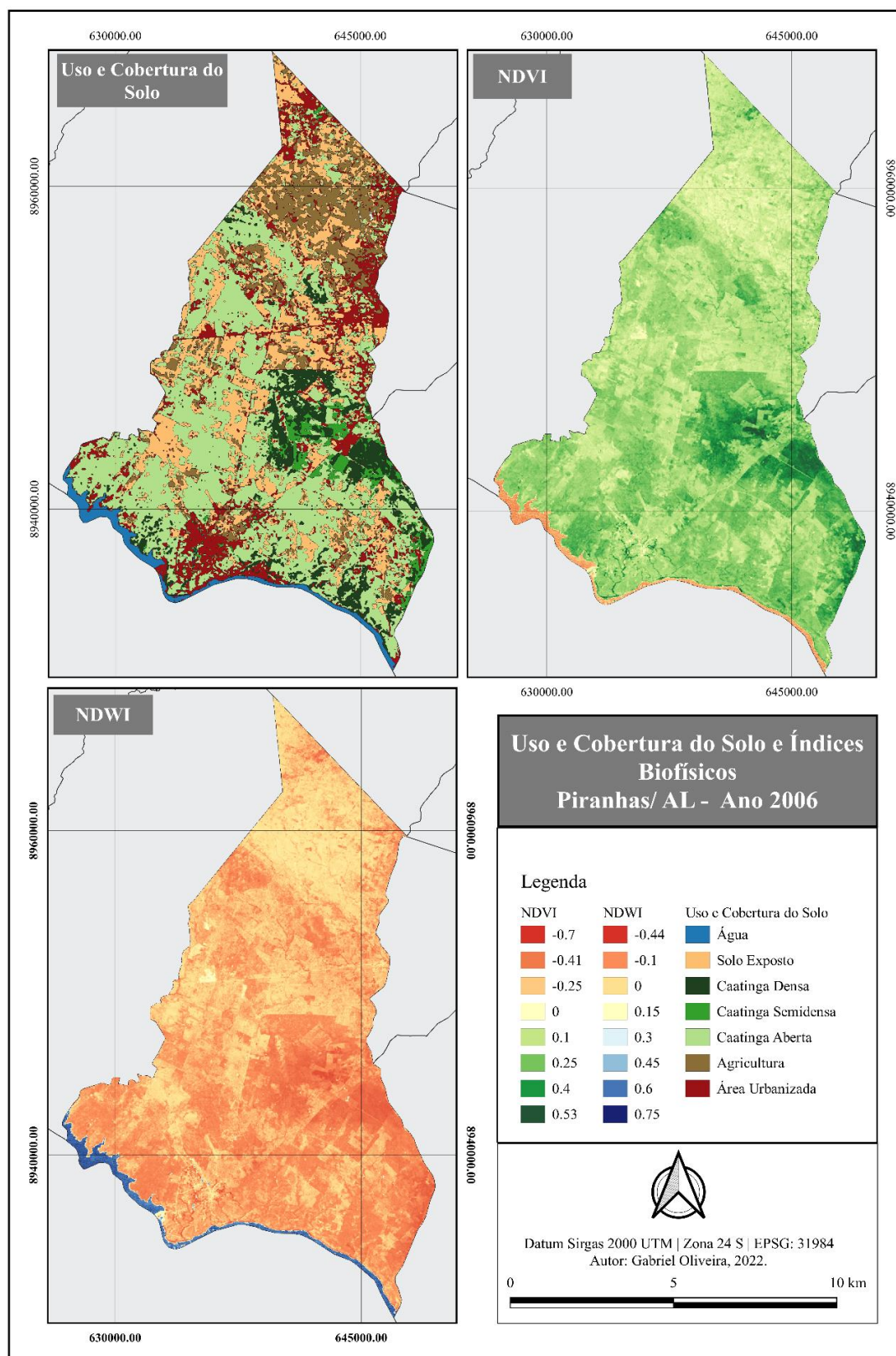
Na figura 29, que reúne os mapas dos índices biofísicos e de uso e cobertura do solo do ano de 2006, observa-se a concordância entre a classificação do Mapa de Uso e cobertura do solo e o NDVI nas áreas de vegetação nativa representados pelas classes de Caatinga Densa, Semidensa e Aberta que apresentam valores de NDVI entre 0,25 e 0,53, os mais altos do índice para este ano. Porém, ao comparar os dois resultados com os dados de NDWI obtidos observa-se que as classes de caatinga apresentam os valores negativos para este índice: entre -0,7 e -0,25 que indicam a não presença de água e baixa umidade nessas áreas indo de encontro ao resultado deste ano para NDVI e Uso e cobertura do solo.

A classificação para os centros urbanos de Piranhas foi satisfatória, identificando-os e categorizando-os como classe Urbanizada no mapa de uso e ocupação do solo com estas mesmas áreas apresentando NDVI próximo de zero e NDWI negativo. Porém, assim como nas imagens dos outros dois anos, houveram áreas classificadas no mapa de uso e cobertura como Urbanizada que apresentam valores de NDVI e NDWI característicos de áreas com presença de vegetação, evidenciando a confusão entre as classes Urbanizada e Agropecuária, Caatinga Densa, Semidensa e Aberta observada na matriz de erros da classificação supervisionada da imagem de 2006.

Os corpos hídricos foram bem identificados e classificados como classe Água no mapa de uso e cobertura do solo, bem como apresentaram valores negativos no NDVI e valores altos próximos de 0,75 para o NDWI evidenciando a exatidão da classificação supervisionada e dos índices biofísicos para este tipo de objeto. Assim como as áreas classificadas no mapa de uso e cobertura do solo como classe de solo exposto que apresenta em sua maioria valores de NDVI e NDWI próximos de zero, que corresponde ao valor esperado para este tipo de classe.

As áreas classificadas no mapa de uso e cobertura do solo como Agropecuária, apresentaram valores próximo de zero para os dois índices, entre 0 e 0,1 para o NDVI e entre -0,1 e 0 para o NDWI, evidenciando a baixa umidade e pouca presença de água nessa região, podendo observar também o pouco vigor e estresse hídrico da vegetação plantada no município.

Figura 29: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 2006



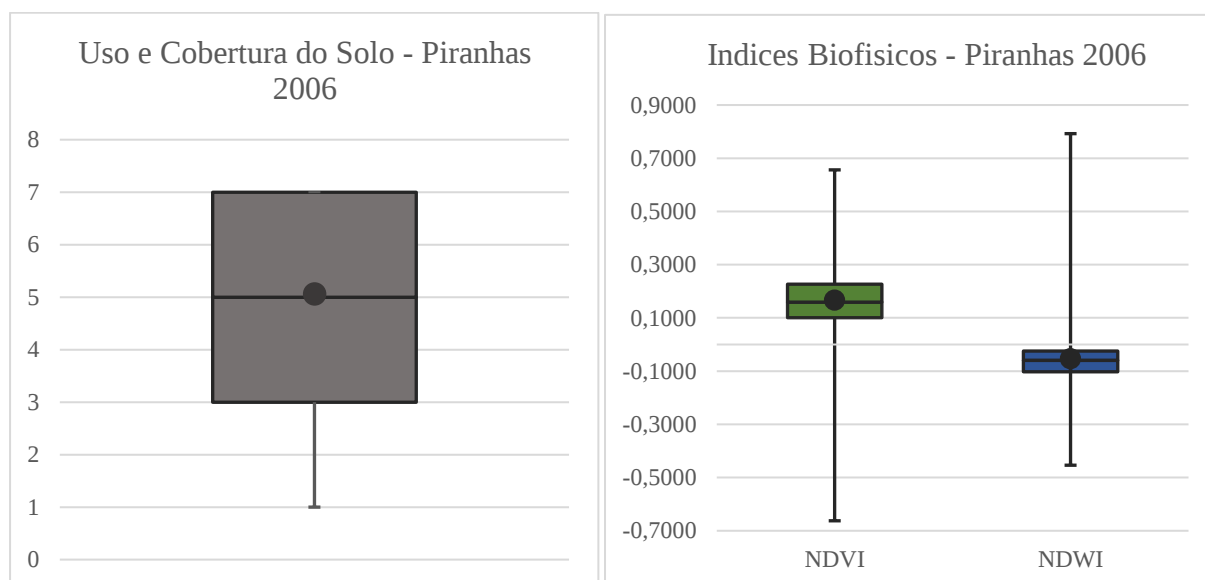
Fonte: do autor, 2022.

Quadro 23: Dados estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2006 – Piranhas/ AL

2006			
PARAMETRO	NDVI	NDWI	USO E COBERTURA
Mínimo	-0,6625	-0,4316	1
Primeiro Quartil	0,1006	-0,1025	3
Mediana	0,1592	-0,0598	5
Terceiro Quartil	0,2267	-0,0246	7
Máximo	0,6563	0,8203	7
Intervalo min-max	1,3189	1,2520	7
Média	0,1662	-0,0534	5,07
Desvio Padrão	0,1170	0,1146	1,96

Fonte: do autor, 2022.

Figura 30: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2006 – Piranhas/ AL



Fonte: do autor, 2022.

4.2.3.4 Ano 2020

Observando o quadro 24 e a figura 32, em 2020, pode-se observar que o NDVI apresenta distribuição mais simétrica em relação ao NDWI e ao Uso e Cobertura desse ano, concentrando pelo menos 50% dos seus valores entre 0,02 e 0,04, enquanto o NDWI apresenta distribuição assimétrica inferior com valores mais concentrados próximos de -0,1 e o Uso e Cobertura demonstra assimetria superior com menor variabilidade de valores. Ambos os índices apresentam

grande amplitude entre o mínimo e o máximo e alta dispersão dos valores dos dois índices em relação ao uso e cobertura do solo.

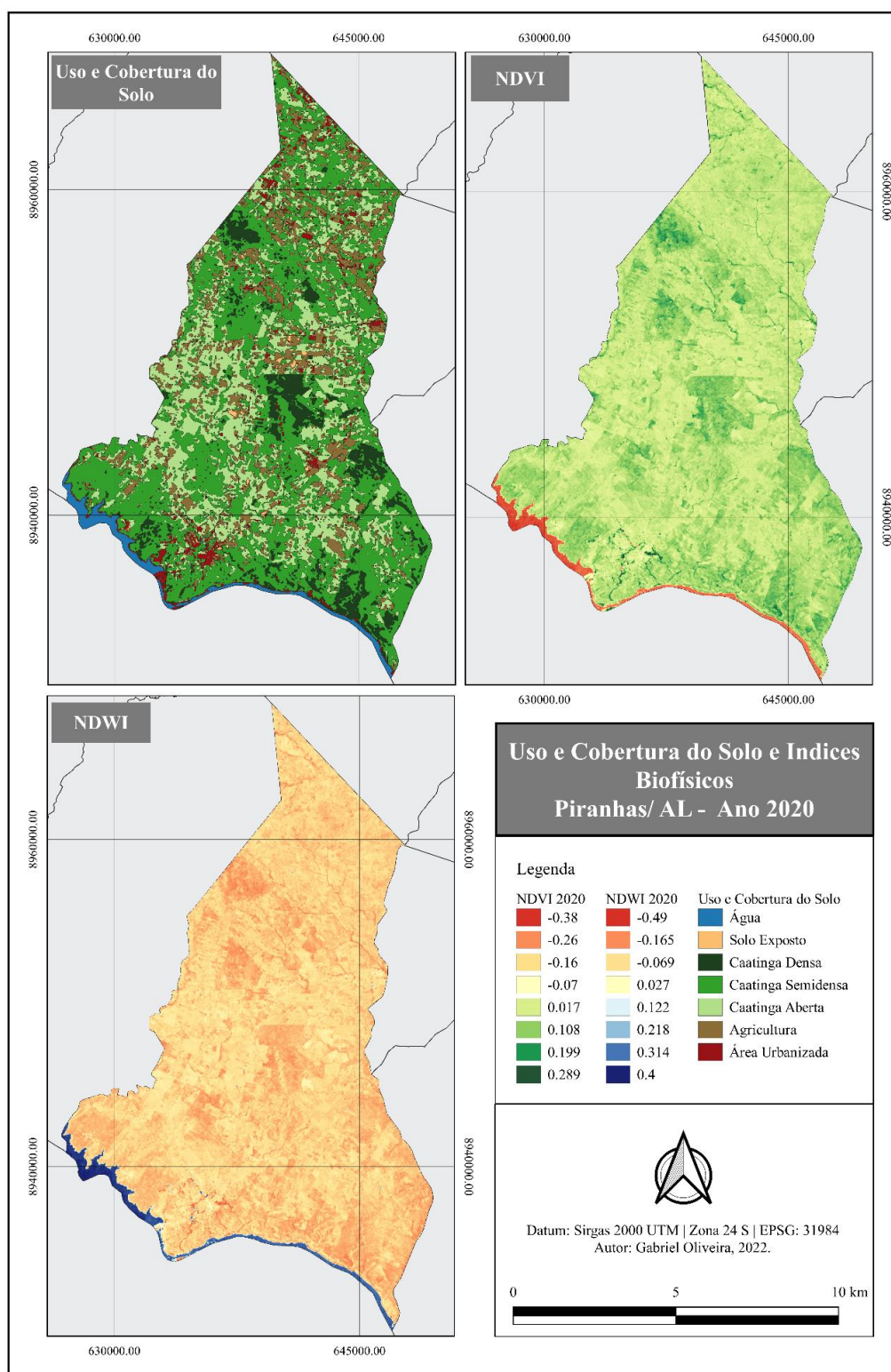
Assim como nas cenas dos anos anteriores, tanto o Mapa de Uso e ocupação do solo e os índices biofísicos classificaram com exatidão as regiões com presença de corpos hídricos, classificando essas áreas como Água e apresentando os valores mais altos de NDWI e valores negativos de NDVI.

Áreas classificadas como Agropecuária e Solo Exposto na cena desse ano, correlacionam-se diretamente com valores de NDVI positivos próximos de zero e valores negativos próximos de zero no NDWI, característicos de regiões com baixa umidade e baixa qualidade da vegetação, estresse hídrico e pouca presença de plantas. Neste ano, a classe da Caatinga Aberta obteve a segunda maior ocupação territorial, as regiões com essa classificação apresentam NDVI a partir de 0,017 e NDWI a partir de 0,027 característicos de áreas com presença de vegetação com baixo vigor vegetativo.

Pode-se observar uma menor confusão entre classes durante a classificação supervisionada do ano de 2020, as áreas urbanas presentes no município foram identificadas pelo algoritmo com melhor exatidão, havendo pouca confusão com classes de vegetação como observados nos outros anos e correlacionando-se com valores de NDVI e NDWI característicos de áreas urbanizadas. Entre -0,017 e 0,016 para o NDVI; e -0,069 e 0,027 para o NDWI.

Ao observar as áreas classificadas como a classe da Caatinga Densa em 2020, pode-se observar uma boa exatidão do algoritmo para identificar áreas com essas características. As mesmas apresentam os valores mais altos de NDVI para esse ano – a partir de 0,19, e em alguns pontos valores acima de 0,29. No NDWI, essas áreas apresentaram os valores mais baixos deste índice para esse ano, com valores a partir de -0,49, indicando que apesar de ser uma vegetação nativa, a mesma apresenta pouca umidade em 2020.

Figura 31: Mapa de Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos de 2020



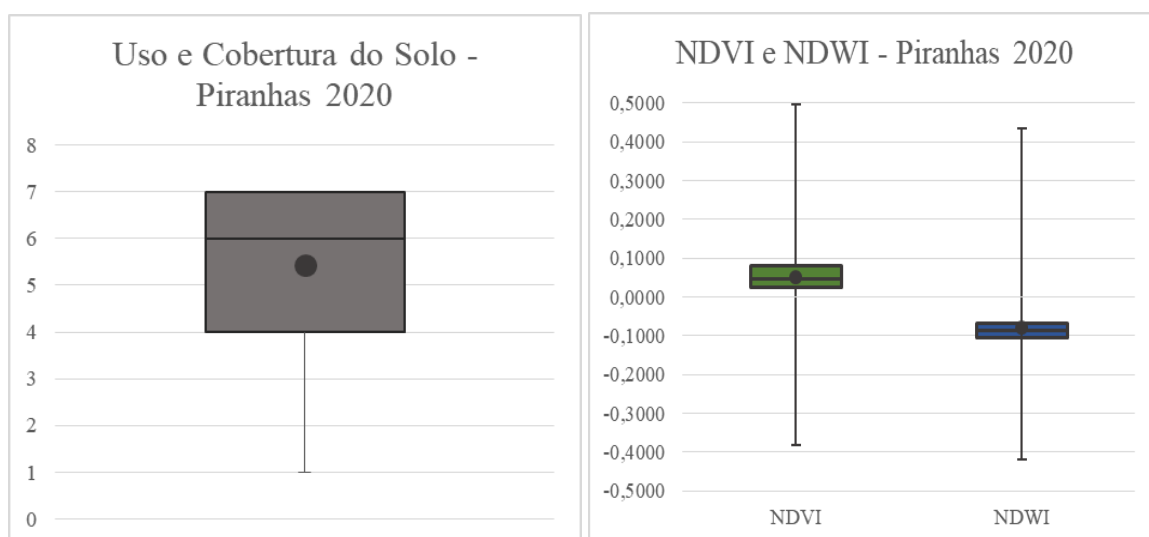
Fonte: do autor, 2022.

Quadro 24: Dados estatísticos do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2020 – Piranhas/ AL

2020			
PARAMETRO	NDVI	NDWI	USO E COBERTURA
Mínimo	-0,3818	-0,4086	1
Primeiro Quartil	0,0256	-0,1059	4
Mediana	0,0470	-0,0853	6
Terceiro Quartil	0,0806	-0,0667	7
Máximo	0,4971	0,4237	7
Intervalo min-max	0,8790	0,8323	6
Média	0,0498	-0,0777	5,44
Desvio Padrão	0,0658	0,0705	1,38

Fonte: do autor, 2022.

Figura 32: Diagrama de Caixa do Uso e Cobertura do Solo e Índices Biofísicos do Ano 2006 – Piranhas/ AL



Fonte: do autor, 2022.

CONCLUSÕES

Os índices biofísicos como o NDVI e NDWI mostram – se como ferramentas eficazes, de grande importância e utilidade para estudos que visem a identificação de corpos hídricos, análise da umidade, presença de água e qualidade da vegetação de um determinado local, podendo serem utilizados também em ambientes mais secos como a região do semiárido e o bioma da caatinga. Já os mapas de uso e ocupação do solo apresentam – se como uma importante ferramenta de quantificação de áreas, evidenciando e facilitando a identificação de avanço e / ou supressão de uma determinada classe de uso da terra em detrimento de outra.

Os dados obtidos através dos índices biofísicos e dos mapas de uso e ocupação do solo dos quatro anos observados evidenciam as alterações ocorridas no meio ambiente da área estudada após a implantação da UHE Xingó. Com sua implantação e consequente alterações sócio-ambientais ocasionadas pôde-se observar ao longo do período de estudo a diminuição e posterior avanço da vegetação nativa (classes Caatinga Densa, Semidensa e Aberta) da região, passando de aproximadamente 65% do território em 1985 para 81% em 2020. As áreas de caatinga semidensa chegaram a cobrir apenas 13km² do município em 2006 – menor cobertura para esta classe dentre as quatro cenários estudadas. Apesar disso, as áreas ocupadas pela caatinga densa mantiveram – se relativamente preservadas, sendo essa classe uma das que menos sofreu alteração de extensão territorial ao longo do período estudado.

Em contrapartida às classes de Caatinga, o inverso pode ser observado na classe Solo Exposto e Urbanizadas, onde houve aumento e posterior diminuição de áreas desmatadas (classe Solo Exposto) e áreas urbanizadas, e até substituição por essas classes, de áreas que eram ocupadas anteriormente por vegetação nativa.

Observa-se também uma diminuição das áreas de atividade agropecuária ao longo do tempo, evidenciando a diminuição deste tipo de atividade: de 99,47 km² em 1985 para 53,06 km² de área em 2020 em contrapartida ao crescimento da atividade turística da região que se fortaleceu através do centro histórico de piranhas, da própria usina e dos cânions do lago represado após a implantação da UHE Xingó que representam forte atrativo turístico para a região.

Ambos os índices e a classificação supervisionada mostraram – se excelentes ferramentas para identificação e análise de impacto ambiental quando observados em escala temporal, pois permitem observar as transformações físicas ocorridas em uma determinada região ao longo do tempo.

Apesar do desempenho geral satisfatório do algoritmo utilizado na classificação supervisionada, ao observar a matriz de erros da classificação dos anos estudados e correlacionar os dois índices biofísicos com os mapas de uso e ocupação do solo dos quatro anos, observa-se que algumas áreas classificadas no mapa como urbanizada, agropecuária e solo exposto apresentam valores de NDVI e NDWI característicos de vegetação mostrando que durante a classificação houve confusão entre as amostras dessas áreas levando o algoritmo a classificar os pixels dessas classes de forma equivocada.

Para estudos futuros, a utilização de imagens de melhor resolução espacial podem ser uma alternativa para obtenção de resultados melhores pois possibilitam gerar índices biofísicos com melhor detalhamento além de facilitar a diferenciação de alvos e classes durante a coleta de amostras na classificação supervisionada e conseqüentemente diminuir a confusão entre as classes. Outra alternativa é avaliar combinações de bandas para a composição RGB diferentes da utilizada neste trabalho que possam facilitar a coleta de amostras, como também a utilização da técnica de camada de máscara sobre os objetos de resposta espectral semelhantes que possam apresentar confusão.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA NACIONAL DAS ÁGUAS – ANA. **BASE HIDROGRÁFICA OTTOCODIFICADA DA BACIA DO RIO SÃO FRANCISCO**. Brasil. 2022. Disponível em: <<https://metadados.ana.gov.br/geonetwork/srv/pt/metadata.show?id=438&currTab=simple>>.
- ANTUNES, A. F. B. **FUNDAMENTOS DE SENSORIAMENTO REMOTO EM AMBIENTE DE GEOPROCESSAMENTO**. Universidade Federal do Paraná – UFPR. Brasil. 2018. Disponível em: <<https://docs.ufpr.br/~felipe/apostilasr.pdf>>.
- BILAR, A. B. C; PIMENTEL, R. M. M; CERQUEIRA, M. A. **MONITORAMENTO DA COBERTURA VEGETAL ATRAVÉS DE ÍNDICES BIOFÍSICOS E GESTÃO DE ÁREAS PROTEGIDAS**. GEOSUL. Florianópolis. Santa Catarina. Brasil. 2018. Disponível em: <<https://periodicos.ufsc.br/index.php/geosul/article/view/2177-5230.2018v33n68p236>>.
- BORGES, G. M; PACHÊCO, A. P; SANTOS, F. K. S. **SENSORIAMENTO REMOTO: AVANÇOS E PERSPECTIVAS**. Revista de Geografia (UFPE) V. 32, No. 2. Universidade Federal de Pernambuco – UFPE. Pernambuco. Brasil. 2015. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/revistageografia/article/view/229116/23515>>.
- BRENNER, V. C; GUASSELLI, L. A. **Índice de diferença normalizada da água (NDWI) para identificação de meandros ativos no leito do canal do rio Gravataí/RS – Brasil**. XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR. João Pessoa. Paraíba. Brasil. 2015. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2015/files/p0727.pdf>>.
- CENTRO DE MEMÓRIA DA ELETRICIDADE NO BRASIL. **CHESF, 70 anos de história**. Rio de Janeiro. Brasil. 2018. Disponível em: <<http://www.chesf.gov.br/Comunicacao/70anos/index.aspx#page/94>>.
- COMPANHIA HIDRELÉTRICA DO SÃO FRANCISCO – CHESF. **Xingó**. Brasil. 2022. Disponível em: <<https://www.chesf.gov.br/SistemaChesf/Pages/SistemaGeracao/Xingo.aspx>>.
- COMPANHIA DE PESQUISAS E RECURSOS NATURAIS – CPRM. **Diagnóstico do Município de Piranhas**. Brasil. 2005. Disponível em: <http://rigeo.cprm.gov.br/xmlui/bitstream/handle/doc/15316/rel_cadastros_piranhas.pdf?sequence=1>.
- CORREIA, K. S. **FONTES DE ENERGIA NUMA PERSPECTIVA INTERDISCIPLINAR BASEADO NAS COMPETÊNCIAS E HABILIDADES DO EXAME NACIONAL DO ENSINO MÉDIO – ENEM**. Dissertação de Mestrado (Programa de Pós-Graduação em Energia da Biomassa). Centro de Ciências Agrárias – CECA. Universidade Federal de Alagoas – UFAL. Brasil. 2016. Disponível em: <http://www.ufal.edu.br/ceca/pt-br/pos-graduacao/energia-da-biomassa/documentos/dissertacoes-ppgeb/KESSIANE%20DE%20SOUZA%20CORREIA.pdf>.
- CORREIA, R. C.; KIILL, L. H. P.; MOURA, M. S. B. de; CUNHA, T. J. F.; JESUS JUNIOR, L. A. de; ARAUJO, J. L. P. **A região semiárida brasileira**. EMBRAPA. Brasil. 2011. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/916891/a-regiao-semiarida-brasileira>>
- CRÓSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas. São Paulo. Brasil. 1992.

CUNHA, K. L. **USO DE IMAGENS LANDSAT E CBERS NO MAPEAMENTO DA SUSCETIBILIDADE À EROÇÃO NA REGIÃO DE PRIMAVERA DO LESTE – MT.** Instituto de Física –IF. Universidade Federal do Mato Grosso – UFMT. Cuiabá. Mato Grosso. Brasil. 2009. Disponível em: <<https://pgfa.ufmt.br/index.php/en/utilities/files/banco-de-dissertacoes-do-programa/134-karoley-lima-cunha>>.

DEMARCHI, J. C.; SARTORI, A. A. C.; ZIMBACK, C. R. L. **Métodos de classificação de imagens orbitais para o mapeamento do uso do solo: estudo de caso na Sub-Bacia do Córrego das Três Barras.** XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR. Curitiba - PR. Brasil. 2011. Disponível em: <<http://mart.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/marte/2011/07.12.13.25/doc/p0678.pdf>>.

DURAN, G. Y. B. **ESTUDO DA RESPOSTA ESPECTRAL DE ALVOS URBANOS COM ESPECTROSCOPIA DE REFLECTÂNCIA E IMAGENS DE ALTA RESOLUÇÃO ESPACIAL.** Programa De Pós-Graduação em Geografia e Geociências. Centro de Ciências Naturais e Exatas. Universidade Federal de Santa Maria - UFSM. Snta Maria - RS. Brasil. 2014. Disponível em: <<https://repositorio.ufsm.br/handle/1/20563>>.

EPIPHANIO, J. C. N.; GLERIANI, J. M.; FORMAGGIO, A. R.; RUDORFF, B. F. T. **ÍNDICES DE VEGETAÇÃO NO SENSORIAMENTO REMOTO DA CULTURA DO FEIJÃO.** Pesquisa Agropecuária. Embrapa. Brasil. 1996. Disponível em: <<https://seer.sct.embrapa.br/index.php/pab/article/view/4503>>.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação ao Sensoriamento Remoto.** São Paulo. Brasil. Oficina de Textos. 3. Ed. 2011.

FRANÇA, A. F.; TAVARES JUNIOR, J. R.; MOREIRA FILHO, J. C. C. **ÍNDICES NDVI, NDWI E NDBI COMO FERRAMENTAS AO MAPEAMENTO TEMÁTICO DO ENTORNO DA LAGOA OLHO D'ÁGUA, EM JABOATÃO DOS GUARARAPES-PE.** IV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CIÊNCIAS GEODÉSICAS E TECNOLOGIAS DA INFORMAÇÃO – SIMGEO. Recife - PE. Brasil. 2012. Disponível em: <<https://www3.ufpe.br/cgtg/SIMGEOIV/CD/>>.

FREIRE, N. C. R. **Curso Sensoriamento Remoto e Monitoramento Ambiental Guia Prático e Visual com Spring 5.5.** Fundação Joaquim Nabuco. Recife. Pernambuco. Brasil. 2017. Disponível em: <https://villadigital.fundaj.gov.br/cieg/apostila_curso_sr_2017.pdf>

GARIGLIO, M. A.; SAMPAIO, E. V. S. B.; CESTARO, L. A.; KAGEYAMA, P. Y. **Uso sustentável e conservação dos recursos florestais.** Serviço Florestal Brasileiro. Ministério do Meio Ambiente. Brasília. Brasil. 2010. Disponível em: <<https://www.florestal.gov.br/documentos/publicacoes/1788-uso-sustentavel-e-conservacao-dos-recursos-florestais-da-caatinga/file>>.

GRISTOTTI, M. **A construção de relações de causalidade em saúde no contexto da hidrelétrica de belo monte.** Brasil. 2016. Disponível em: <http://www.scielo.br/pdf/asoc/v19n2/pt_1809-4422-asoc-19-02-00287.pdf>.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Piranhas.** Brasil. 2020. Disponível em: <<https://cidades.ibge.gov.br/brasil/al/piranhas/panorama>>.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Malhas digitais** Brasil. 2022. Disponível em: < <https://mapas.ibge.gov.br/bases-e-referenciais/bases-cartograficas/malhas-digitais>>.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS – INPE. **Classificação de Imagens**. Divisão de Processamento de Imagens – DPI. Brasil. 2022. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/classific.html#:~:text=Spring&text=O%20que%20%C3%A9%20classifica%C3%A7%C3%A3o%3F,correspondem%20aos%20temas%20de%20interesse.>>>.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS – INPE. **Mapa de Vegetação do Brasil**. Divisão de Processamento de Imagens – DPI. Brasil. 1992. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/Ambdata/mapa_sipam.php>.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS – INPE. **Caatinga -Terrabrasilis**. Brasil. 2022. Disponível em: <<http://terrabrasilis.dpi.inpe.br/downloads/>>.

MACHADO, A. M. B. **COMPARAÇÃO DE IMAGENS OLI/LANDSAT-8 E MSI/SENTINEL-2 NO MAPEAMENTO DE USO E COBERTURA DA TERRA NA ILHA DO MARANHÃO**. Revista Equador. Universidade Federal do Piauí – UFPI. Piauí. Brasil. 2020. Disponível em: <<https://revistas.ufpi.br/index.php/equador/article/view/10451/6342>>.

MENESES, P. R; ALMEIDA, T. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Universidade de Brasília – UnB. Brasília - DF. Brasil. 2012. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/332292728_INTRODUCAO_AO_PROCESSAMENTO_DE_IMAGENS_DE_SENSORIAMENTO_REMOTO>

MÜLLER, A, C. **Hidrelétricas, Meio Ambiente e Desenvolvimento**. São Paulo. Brasil. MAKRON Books. 1995.

MINISTERIO DO MEIO AMBIENTE. - MMA **Caatinga**. Brasil. 2022. Disponível em: <<https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/ecossistemas-1/biomas/caatinga>>.

MINISTERIO DO MEIO AMBIENTE - MMA. **Plano de Divulgação do Bioma Caatinga**. Brasil. 2011. Disponível em: <https://www.gov.br/mma/pt-br/assuntos/ecossistemas-1/biomas/arquivos-biomas/plano___comunicacao_jorge_1_203_1.pdf>.

NASCIMENTO, P. T. S; XAVIER, R. A. **Análise pluviométrica do estado de Alagoas**. SIMAGA - Simpósio Alagoano de Gestão Ambiental. Arapiraca. Alagoas. Brasil. 2010. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/339339804_Analise_pluviometrica_do_estado_de_Alagoas>.

NOVO, E. M. L. M; PONZONI, F. J. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. São José dos Campos. São Paulo. Brasil. 2001. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/Miguel/AlunosPG/Jarvis/SR_DPI7.pdf>.

PROCOPIO, M. A. B. **DINÂMICA DO DESMATAMENTO NO BIOMA CERRADO UTILIZANDO ÍNDICES DE VEGETAÇÃO. ESTUDO DE CASO SAPEZAL - MT**. Centro de Engenharias e Ciências Agrárias – CECA. Universidade Federal de Alagoas – UFAL. Rio Largo. Alagoas. Brasil. 2018. Disponível em: <<http://www.repositorio.ufal.br/browse?type=author&value=Proc%C3%B3pio%2C+Magda+Arriana+Bezerra>>.

SANTOS, J. **QGIS 2.6: Conversão de Imagens Landsat-8 (16 Bit para 8 Bit)**. Processamento Digital de Imagens. Brasil. 2014. Disponível em: <https://www.academia.edu/9741193/QGIS_2_6_Convers%C3%A3o_de_Imagens_Landsat_8_16_Bit_para_8_Bit_>

SÁ, I. I. S; GALVÍNCIO, J. D; MOURA, M. S. B; SÁ, I. B. **USO DO ÍNDICE DE VEGETAÇÃO DA DIFERENÇA NORMALIZADA (IVDN) PARA CARACTERIZAÇÃO DA COBERTURA VEGETAL DA REGIÃO DO ARARIPE PERNAMBUCANO**. RGBF – Revista Brasileira de Geografia Física. Recife. Pernambuco. Brasil. 2008. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/rbgfe/article/view/232607/26625>>.

SECRETARIA DO ESTADO DE PLANEJAMENTO, GESTÃO E PATRIMONIO –SEPLAG. **Perfil Municipal – Piranhas**. Alagoas. Brasil. 2018. Disponível em: <<https://dados.al.gov.br/catalogo/dataset/municipio-de-piranhas>>.

SHIMABOKURO, Y. E; NOVO, E. M; PONZONI, F. J. **ÍNDICE DE VEGETAÇÃO E MODELO LINEAR DE MISTURA ESPECTRAL NO MONITORAMENTO DA REGIÃO DO PANTANAL**. Pesquisa Agropecuária Brasileira. Brasília – DF. Brasil. 1998. Disponível em: <<https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/AI-SEDE/7856/1/082-pant.pdf>>.

THIENGO, S.C; SANTOS, S. B; FERNANDEZ, M.A. **Malacofauna límnic da área de influência do lago da usina hidrelétrica de Serra da Mesa, Goiás, Brasil. I. Estudo qualitativo**. Brasil. 2005. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-81752005000400010>.

United States Geological Survey – USGS. **Landsat Mission**. United State of America. 2022. Disponível em: <<https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat/using-usgs-landsat-level-1-data-product>>.