



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA E
AGRIMENSURA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CARTOGRÁFICA E DE
AGRIMENSURA

Isaac José Bastos de Souza Filho

**AVALIAÇÃO MULTI-ÍNDICES FÍSICOS NA REGIÃO DO MUNICÍPIO
DE FLORESTA – PE**

Recife

2024

Isaac José Bastos de Souza Filho

**AVALIAÇÃO MULTI-ÍNDICES FÍSICOS NA REGIÃO DO MUNICÍPIO
DE FLORESTA – PE**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Cartográfica e de Agrimensura da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura.

Orientador: Prof. Dr João Rodrigues Tavares Junior

Recife

2024

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Souza Filho, Isaac José Bastos de.

Avaliação multi-índices físicos na região do município de Floresta - PE / Isaac José Bastos de Souza Filho. - Recife, 2024.

58 p. : il., tab.

Orientador(a): João Rodrigues Tavares Junior

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, Engenharia Cartográfica e de Agrimensura - Bacharelado, 2024.

Inclui referências.

1. Sensoriamento remoto. 2. Índices físicos. 3. Semiárido. I. Tavares Junior, João Rodrigues. (Orientação). II. Título.

620 CDD (22.ed.)

Isaac José Bastos de Souza Filho

AVALIAÇÃO MULTI-ÍNDICES FÍSICOS NA REGIÃO DO MUNICÍPIO DE FLORESTA – PE

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Engenharia Cartográfica e de Agrimensura da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Cartográfica e de Agrimensura.

Aprovado em: 31/07/2024.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. João Rodrigues Tavares Junior (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof^a. Dra. Ana Lúcia Bezerra Candeias (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer à minha família por sempre ser uma base muito importante na minha vida, em especial aos meus pais, Isaac e Eliane, e ao meu irmão Bruno, por todo o apoio, incentivo e por estarem presentes em praticamente todos os momentos da minha vida.

À Thayná, a pessoa que escolhi para trilhar essa caminhada chamada vida, que está comigo desde o início da minha jornada na universidade, me apoiando e incentivando.

Às grandes amizades que fiz durante a graduação e que vou levar para a vida, com quem pude contar em diversos momentos dessa jornada: Luís Augusto, Leonardo, Eunnyce e Brenda.

Ao meu orientador, o professor Dr. João, pela oportunidade de realizar o TCC sob sua orientação, por toda a paciência, compreensão e pelos ensinamentos e conversas ao longo desse trabalho.

E, por fim, à professora Dra. Ana Lúcia, que aceitou participar da minha banca avaliadora, e por todos os ensinamentos que me ajudaram a concluir este trabalho.

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo avaliar a eficácia de diferentes índices físicos, tanto consolidados quanto alternativos, aplicados ao monitoramento ambiental da região semiárida de Floresta – PE, considerando dois períodos climáticos distintos: pós-chuva (06/02/2021) e estiagem (02/09/2021). Foram utilizadas imagens de satélite Landsat 8 para a análise das áreas de estudo, aplicando os índices NDBI, EBBI e BAEI para identificar áreas construídas; NDVI e GCVI para avaliar a vegetação; e NDWI, MNDWI e NWI para identificar corpos hídricos. A metodologia envolveu o cálculo desses índices, a geração de mapas temáticos e histogramas, permitindo comparar os resultados entre os dois períodos climáticos. Os resultados mostraram que o EBBI foi o índice mais eficiente para áreas urbanas, se destacando pela sua capacidade de diferenciar construções de solo exposto, mesmo em condições de umidade variada. Já o NDBI apresentou dificuldades para separar construções de áreas de solo seco, e o BAEI apresentou limitações em ambos os períodos. No caso da vegetação, o NDVI se destacou ao identificar a densidade da biomassa, enquanto o GCVI foi mais sensível às mudanças na saúde das plantas, especialmente durante a estiagem, quando a diminuição da clorofila ficou evidente. Para os corpos hídricos, tanto o NDWI quanto o MNDWI foram eficazes na delimitação das áreas de água, mesmo com a uma pequena redução dos volumes durante a estiagem. O NWI ofereceu um contraste mais forte entre água e superfícies terrestres, mas apresentou dificuldades em representar adequadamente trechos menores de água próximos aos reservatórios. Com base nos resultados obtidos, se conclui que a escolha do índice depende diretamente da superfície a ser analisada e das condições climáticas. O EBBI foi o mais eficiente para áreas construídas, o GCVI se destacou na avaliação da saúde da vegetação, e o NDWI e MNDWI foram os mais consistentes para corpos hídricos. Esses resultados colaboram para o avanço no uso de índices físicos no monitoramento de regiões semiáridas, além de contribuir para uma gestão e planejamento mais eficiente dos recursos naturais.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto; índices físicos; semiárido.

ABSTRACT

This study aims to evaluate the effectiveness of different physical indices, both consolidated and alternative, applied to environmental monitoring in the semi-arid region of Floresta – PE, considering two distinct climatic periods: post-rain (02/06/2021) and dry season (09/02/2021). Landsat 8 satellite images were used to analyze the study areas, applying the indices NDBI, EBBI, and BAEI to identify built-up areas; NDVI and GCVI to assess vegetation; and NDWI, MNDWI, and NWI to detect water bodies. The methodology involved calculating these indices, generating thematic maps and histograms, allowing for comparison of the results between the two climatic periods. The results showed that EBBI was the most efficient index for urban areas, standing out for its ability to differentiate constructions from exposed soil, even in varying moisture conditions. NDBI, however, faced difficulties in distinguishing constructions from dry soil areas, and BAEI showed limitations in both periods. For vegetation, NDVI excelled in identifying biomass density, while GCVI was more sensitive to changes in plant health, especially during the dry season, when the decrease in chlorophyll was evident. For water bodies, both NDWI and MNDWI were effective in delimiting water areas, even with a slight reduction in volumes during the dry season. NWI offered a stronger contrast between water and land surfaces but had difficulties in adequately representing smaller water sections near reservoirs. Based on the results obtained, it is concluded that the choice of the index directly depends on the surface being analyzed and the climatic conditions. EBBI was the most efficient for built-up areas, GCVI stood out in assessing vegetation health, and NDWI and MNDWI were the most consistent for water bodies. These results contribute to advancing the use of physical indices in the monitoring of semi-arid regions, as well as supporting more efficient resource management and planning.

Keywords: Remote sensing; physical indices; semi-arid.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Fluxograma.....	15
Figura 2 - Área de estudo.....	16
Figura 3 - Polígonos de Thiesen	17
Figura 4 - Pluviosidade do Município de Floresta.....	18
Figura 5 - Índice NDBI e a composição colorida 764 do Centro Urbano.....	21
Figura 6 - Índice EBBI e a composição colorida 764 do Centro Urbano	22
Figura 7 - Índice BAEI e a composição colorida 764 do Centro Urbano	23
Figura 8 - Índice NDVI e a composição colorida 653 da Reserva Biológica de Serra Negra.....	24
Figura 9 - Índice NDVI e a composição colorida 653 da Serra do Pico	24
Figura 10 - Índice GCVI e a composição colorida 653 da Reserva Biológica de Serra Negra.....	25
Figura 11 - Índice GCVI e a composição colorida 653 da Serra do Pico	26
Figura 12 - Índice NDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas.....	27
Figura 13 - Índice NDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica	27
Figura 14 - Índice MNDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas ..	28
Figura 15 - Índice MNDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica .	29
Figura 16 - Índice NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas	30
Figura 17 - Índice NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica.....	30
Figura 18 – Comparação entre os Índices NDBI, EBBI, BAEI e a composição colorida 764 do Centro Urbano.....	33
Figura 19 - Histogramas dos Índices NDBI, EBBI e BAEI do Centro Urbano	34
Figura 20 - Comparação entre os Índices NDVI, GCVI e a composição colorida 653 da Serra do Pico	35
Figura 21 - Comparação entre os Índices NDVI, GCVI e a composição colorida 653 da Reserva Biológica de Serra Negra.....	36
Figura 22 - Histogramas dos Índices NDVI e GCVI da Serra do Pico.....	37
Figura 23 - Histogramas dos Índices NDVI e GCVI da Reserva Biológica de Serra Negra.....	38
Figura 24 - Comparação entre os Índices NDWI, MNDWI, NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas	39
Figura 25 - Comparação entre os Índices NDWI, MNDWI, NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica.....	41

Figura 26 - Histogramas dos Índices NDWI, MNDWI e NWI do Reservatório Braúnas	42
Figura 27 - Histograma do Índice NWI do Reservatório Itaparica de 02/09/2021	43

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Postos pluviométricos	17
Tabela 2 - Bandas usadas do LANDSAT 8	19

Sumário

1	INTRODUÇÃO	1
2	OBJETIVOS	3
2.1	OBJETIVO GERAL	3
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	3
3	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	4
3.1	SENSORIAMENTO REMOTO	4
3.2	ÍNDICES FÍSICOS CONSOLIDADOS.....	6
3.2.1	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	6
3.2.2	Normalized Difference Water Index (NDWI)	7
3.2.3	Normalized Difference Built-up Index (NDBI)	8
3.2.4	Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)	9
3.3	ÍNDICES FÍSICOS ALTERNATIVOS	10
3.3.1	Green Chlorophyll Vegetation Index (GCVI)	10
3.3.2	New Water Index (NWI)	10
3.3.3	Built-up Area Extraction Index (BAEI)	11
3.3.4	Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI)	12
3.4	COMPOSIÇÃO COLORIDA.....	13
4	METODOLOGIA	15
4.1	ÁREA DE ESTUDO	15
4.2	AQUISIÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS	18
4.3	CÁLCULO DOS ÍNDICES FÍSICOS.....	20
4.4	HISTOGRAMAS DOS ÍNDICES FÍSICOS	31
5	RESULTADOS	32
5.1	SENSIBILIDADE ESPECTRAL DOS ÍNDICES.....	32
6	CONCLUSÃO	44
7	REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO	46

1 INTRODUÇÃO

O semiárido pernambucano é caracterizado predominantemente pela vegetação de Caatinga, que representa uma das regiões mais desafiadoras do Brasil, em termos de gestão ambiental e uso sustentável dos recursos naturais. A irregularidade das chuvas traz escassez hídrica para a região, tornando o monitoramento contínuo e preciso dessas áreas, um desafio. Neste cenário, o sensoriamento remoto se torna uma ferramenta crucial permitindo a obtenção de informações detalhadas sobre a superfície terrestre sem a necessidade de contato direto.

O uso de índices físicos para a análise de dados de sensoriamento remoto tem sido amplamente adotado com destaque para índices consolidados, como o NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), NDBI (Normalized Difference Built-up Index), NDWI (Normalized Difference Water Index) e MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index). Esses índices são altamente reconhecidos por sua eficácia, em diversas aplicações desde a identificação de áreas vegetadas até a detecção de corpos hídricos e áreas urbanizadas.

Entretanto a eficácia de índices físicos alternativos em comparação com os índices consolidados, ainda não foi bem explorada no contexto do semiárido pernambucano. Índices como o New Water Index (NWI), o Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI), o Built-up Area Extraction Index (BAEI) e o Green Chlorophyll Vegetation Index (GCVI), têm capacidade para oferecer novas perspectivas e melhorias nas análises ambientais.

Este trabalho propõe uma comparação entre esses índices avaliando como se comportam em diferentes condições climáticas e de cobertura do solo. Para isso, as imagens utilizadas foram selecionadas para representar duas condições climáticas distintas: uma no período pós-chuva em 06/02/2021 e outra no período de estiagem, em 02/09/2021.

Essa pesquisa busca responder como os índices físicos alternativos se comparam aos índices físicos consolidados na análise de áreas construídas, vegetação e corpos hídricos na região do município de Floresta. Este estudo é importante pois será capaz de apresentar se os índices alternativos serão de natureza

semelhante ou até melhor, em relação aos índices consolidados em termos de precisão e aplicabilidade nas zonas semiáridas.

A comparação entre os índices físicos consolidados e alternativos, pode trazer percepções importantes para a gestão ambiental, auxiliando na formulação de políticas mais eficazes e sustentáveis. Além de oferece dados práticos que melhora a compreensão científica do uso de novos índices físicos em espaços semiáridos, estabelecendo uma base para futuras pesquisas e aplicações práticas.

2 OBJETIVOS

O objetivo geral e objetivo específicos vão ser apresentados nesta seção.

2.1 OBJETIVO GERAL

Desenvolver um método de avaliação de índices físicos na região do semiárido do município de Floresta, Pernambuco, utilizando múltiplos índices de sensoriamento remoto, comparando a eficiência de índices consolidados com índices alternativos.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Testar a eficácia de diferentes índices de sensoriamento remoto na distinção entre área construída, área com vegetação e corpos hídricos na região de estudo;
- Avaliar a sensibilidade espectral de cada índice na distinção das áreas de interesse na região de estudo.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 SENSORIAMENTO REMOTO

O sensoriamento remoto é uma técnica de obtenção de imagens dos objetos da superfície terrestre sem que haja um contato físico direto entre o sensor e o objeto. Segundo Meneses e Almeida (2012), "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". Essa tecnologia é essencial para a análise e monitoramento ambiental, permitindo a observação contínua e detalhada de fenômenos naturais e antrópicos.

A importância do sensoriamento remoto para a ciência, é inegável. Esta tecnologia permite a obtenção de dados em grande escala e de forma contínua, possibilitando a análise de mudanças ambientais, monitoramento de desastres naturais e a gestão de recursos naturais. Crósta (1992) afirma que "imagens de sensoriamento remoto passaram a representar uma das únicas formas viáveis de monitoramento ambiental em escalas locais e globais, devido à rapidez, eficiência, periodicidade e visão sinóptica que as caracterizam". Além disso o sensoriamento remoto auxilia na implementação de políticas públicas e na tomada de decisões estratégicas para a conservação e uso sustentável dos recursos naturais.

Durante a corrida espacial, o desenvolvimento do sensoriamento remoto foi significativo. De acordo com Meneses e Almeida (2012), "Um marco importante que deu início à era do sensoriamento remoto moderno foi o lançamento pelos Estados Unidos, do primeiro satélite de sensoriamento remoto, ERTS-1, posteriormente renomeado para Landsat 1, colocado em órbita em 1972". Este evento proporcionou imagens multiespectrais que permitiram uma nova era de exploração e monitoramento da Terra. Conforme explicado por Zanotta et al. (2019), "o grande salto do sensoriamento remoto se deu, contudo, com o advento da era espacial, a partir da década de 1960".

A evolução das tecnologias de sensoriamento remoto continuou nas décadas seguintes com a introdução de satélites mais avançados. Esta evolução permitiu

aplicações mais precisas e abrangentes em áreas como agricultura, gestão de recursos hídricos e monitoramento ambiental. Segundo Zanotta et al. (2019):

A evolução do sensoriamento remoto orbital é impulsionada, basicamente, por duas frentes distintas: (I) o número cada vez maior de satélites orbitando a Terra, com sensores modernos e equipados com materiais e tecnologias de última geração, e (II) o avanço tecnológico observado em processamento e armazenamento de dados, possibilitando a disponibilização de hardware, software e ferramentas computacionais cada vez mais poderosas para a manipulação das imagens.

Com o avanço dessas tecnologias satélites como Landsat, Sentinel e MODIS desempenham um papel crucial no sensoriamento remoto, fornecendo dados contínuos e abrangentes sobre a superfície terrestre. Zanotta et al. (2019) afirmam que "os satélites são capazes de adquirir imagens em dezenas ou centenas de bandas espectrais, com tamanho de pixels que varia desde alguns centímetros até quilômetros, dependendo da aplicação a que se destinam". Além dos satélites aeronaves e drones, equipados com sensores avançados, oferecem flexibilidade e precisão para estudos detalhados e monitoramento em áreas específicas. Sensores ópticos capturam dados no espectro visível e infravermelho, enquanto sensores de micro-ondas, como radares são utilizados para penetrar nuvens e monitorar a superfície terrestre em todas as condições meteorológicas.

Sensores passivos como o OLI a bordo do Landsat 8 dependem da luz solar refletida ou da emissão térmica da Terra para captar imagens. Estes sensores são amplamente utilizados para monitoramento da vegetação, qualidade da água e mudanças na cobertura do solo. Segundo Zanotta et al. (2019), "o sensoriamento remoto passivo emprega sensores que medem a radiação refletida ou emitida pelos alvos terrestres". Sensores ativos como radar e Lidar emitem sua própria energia para iluminar o alvo e são capazes de operar independentemente da luz solar. Conforme mencionado por Zanotta et al. (2019), "existem ainda os sensores que operam de maneira ativa, empregando uma fonte artificial de radiação para iluminar a superfície e captar a reflexão de retorno (retroespalhamento)".

A interação da radiação com a superfície terrestre envolve processos de absorção, reflexão e transmissão. A absorção por outro lado, de acordo com Zanotta et al. (2019), "acontece quando a energia da radiação é um pouco diferente dos valores descritos pelos intervalos atômicos de energia". A absorção, por outro lado, conforme Zanotta et al. (2019) dizem, "ocorre quando o pulso de radiação eletromagnética é completamente absorvido pelo alvo, convertendo-se em energia

térmica (calor)". Já segundo Meneses e Almeida (2012), "A transmissão é de um pulso eletromagnético de alta potência, de curto período e de feixe muito estreito.". Esses processos dependem das propriedades físicas e químicas dos materiais, bem como do comprimento de onda da radiação incidente. Conforme explicado por Meneses e Almeida (2012), "Cada material da superfície da Terra tem um comportamento particular nas quantidades da radiação refletida, absorvida e transmitida."

Reflectância é a razão entre a quantidade de energia radiante que deixa uma unidade de área no terreno (radiância) e a quantidade de energia incidente naquela área (irradiância), medida no mesmo instante de tempo. Como explicado por Meneses e Almeida (2012), "Reflectância é a razão entre a quantidade de energia radiante que deixa uma unidade de área no terreno (Radiância) pela quantidade de energia incidente naquela área (Irradiância), medida no mesmo instante de tempo.". Esse valor é adimensional e expresso em porcentagem, variando de zero (absorção total) a um (reflexão total).

3.2 ÍNDICES FÍSICOS CONSOLIDADOS

3.2.1 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

O Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) foi desenvolvido por Rouse em 1973 com o objetivo de quantificar a biomassa verde e monitorar a saúde da vegetação utilizando imagens de satélite (ROUSE et al., 1973). Desde então, o NDVI tornou-se um dos índices mais amplamente utilizados em estudos de vegetação, devido à sua simplicidade e eficácia na detecção e monitoramento da vegetação em diversas escalas espaciais e temporais.

O NDVI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

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

Onde:

- ρ_{NIR} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo;
- ρ_{RED} : é a reflectância na banda do vermelho.

A fórmula do NDVI utiliza a diferença na reflectância entre as bandas do infravermelho próximo e do vermelho para distinguir áreas vegetadas de áreas não

vegetadas. Este índice é amplamente utilizado para monitorar o vigor da vegetação permitindo identificar áreas vegetadas e não vegetadas (GUEDES; SILVA, 2018).

O NDVI tem sido amplamente utilizado em aplicações como monitoramento agrícola, avaliação de desmatamento, detecção de seca e análise de mudanças na cobertura do solo. Ele é eficaz na identificação de áreas com vegetação densa, moderada e escassa sendo um indicador confiável da saúde da vegetação.

Embora o NDVI ofereça várias vantagens ele também apresenta algumas limitações. Em áreas com vegetação esparsa o índice pode não ser sensível o suficiente para detectar variações de biomassa e conteúdo de umidade da vegetação levando a interpretações imprecisas (ROUSE et al., 1973).

3.2.2 Normalized Difference Water Index (NDWI)

O Normalized Difference Water Index (NDWI) foi introduzido por McFeeters em 1996 com o propósito de aprimorar a detecção de corpos d'água em imagens de satélite, particularmente em regiões onde a vegetação é dominante. Conforme descrito pelo autor, o índice foi desenvolvido para delinear e realçar recursos hídricos abertos em imagens de sensoriamento remoto (MCFEETERS, 1996).

O NDWI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

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

Onde:

- ρ_{GREEN} : é a reflectância na banda do verde;
- ρ_{NIR} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo.

A fórmula do NDWI aproveita a alta reflectância da água na banda do verde e a baixa reflectância na banda do infravermelho próximo, o que ajuda a realçar os corpos d'água em comparação com a vegetação terrestre e o solo (MCFEETERS, 1996).

O NDWI tem sido amplamente utilizado para monitorar e mapear corpos d'água, especialmente em regiões onde há uma mistura significativa de vegetação e água. Ele é eficaz na identificação de áreas alagadas, rios, lagos e reservatórios. Além disso, é empregado para monitorar mudanças sazonais e de longo prazo em corpos d'água, auxiliando em estudos de gestão de recursos hídricos, planejamento ambiental e monitoramento de desastres naturais, como enchentes.

Apesar de suas vantagens, o NDWI apresenta algumas limitações especialmente em áreas urbanas, onde construções e superfícies impermeáveis podem causar falsas detecções de água devido à alta reflectância de certos materiais na banda do verde. Além disso, em regiões com vegetação densa ou sombra profunda a eficácia do NDWI pode ser reduzida, confundindo áreas sombreadas com corpos d'água (GIL et al., 2019). O NDWI tem a limitação de não conseguir distinguir entre diferentes tipos de corpos d'água, como água limpa e água com alta carga de sedimentos ou poluída. Essa característica pode ser uma desvantagem em estudos que requerem uma análise detalhada da qualidade da água, pois o índice é mais eficaz na avaliação da turbidez geral (MCFEETERS, 1996).

3.2.3 Normalized Difference Built-up Index (NDBI)

O Normalized Difference Built-up Index (NDBI) foi desenvolvido por Zha, Gao e Ni em 2003, com o objetivo de identificar áreas construídas utilizando imagens de satélite. De acordo com Zha et al. (2003) o NDBI se baseia na diferença de reflectância espectral onde a reflectância das áreas urbanas na banda SWIR é maior que na banda NIR, o que facilita a distinção dessas áreas de outras coberturas do solo.

O NDBI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

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

Onde:

- ρ_{SWIR} : é a reflectância na banda do infravermelho médio;
- ρ_{NIR} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo.

O NDBI tem sido amplamente utilizado para mapear e avaliar o crescimento urbano especialmente em regiões que passaram por rápido desenvolvimento territorial. Ele é eficaz na identificação de áreas urbanizadas e na análise da expansão urbana ao longo do tempo. Por exemplo, Luz et al. (2019) utilizaram o NDBI para avaliar a expansão urbana no município de Rio das Ostras, RJ entre os anos de 2003 e 2018, demonstrando o aumento significativo das áreas construídas na região.

Apesar de sua eficácia, o NDBI apresenta algumas limitações. Uma das principais limitações do NDBI é a confusão espectral entre áreas urbanizadas e solo exposto pois ambos apresentam características de reflectância semelhantes nas bandas utilizadas. Luz et al. (2019) apontam que o NDBI pode confundir áreas de solo

exposto com áreas urbanizadas levando a falsas detecções. Além disso o NDBI pode apresentar limitações na distinção de diferentes tipos de áreas construídas, como áreas residenciais e industriais o que pode ser uma desvantagem em estudos que requerem uma análise detalhada da composição urbana (ZHA et al., 2003).

3.2.4 Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)

O Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) foi criado como uma adaptação do NDWI, desenvolvido originalmente por McFeeters. Com essa modificação o MNDWI é mais eficaz na extração de informações hídricas em regiões com predominância de áreas urbanizadas devido à sua capacidade de reduzir ou eliminar o ruído de áreas construídas (XU, 2006).

O MNDWI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

$$MNDWI = \frac{(\rho_{GREEN} - \rho_{SWIR})}{(\rho_{GREEN} + \rho_{SWIR})}$$

Onde:

- ρ_{GREEN} : é a reflectância na banda do verde;
- ρ_{SWIR} : é a reflectância na banda do infravermelho médio.

Essa fórmula se baseia na alta reflectância da água na banda do verde e na baixa reflectância na banda do infravermelho médio permitindo uma melhor distinção entre água e superfícies construídas (XU, 2006).

O MNDWI é amplamente utilizado para a detecção e mapeamento de corpos d'água em imagens de satélite mostrando-se eficaz na identificação de rios, lagos, reservatórios e áreas alagadas. Ele é especialmente útil em áreas urbanas e regiões com superfícies impermeáveis onde o NDWI tradicional pode ter dificuldades. Segundo Gil et al. (2019), "o MNDWI produziu melhores resultados do que a versão original, possibilitando um mapeamento mais adequado dos corpos d'água inundados na planície pantaneira".

Embora o MNDWI ofereça melhorias significativas em relação ao NDWI ele também apresenta algumas limitações. Uma dessas limitações é a detecção de sombras e solo úmido o que pode levar a falsos positivos na identificação de corpos d'água. Isso ocorre porque o índice ao tentar melhorar a visibilidade das características aquáticas, também acaba detectando outros elementos não aquáticos

com alta refletância como áreas sombreadas e solo com alta umidade resultando em detecções incorretas (LAONAMSAI et al., 2023).

3.3 ÍNDICES FÍSICOS ALTERNATIVOS

3.3.1 Green Chlorophyll Vegetation Index (GCVI)

O Green Chlorophyll Vegetation Index (GCVI) foi desenvolvido como uma ferramenta para melhorar a quantificação da biomassa verde e a saúde da vegetação utilizando a refletância do infravermelho próximo (NIR) e do verde.

O GCVI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

$$GCVI = \frac{(\rho_{NIR})}{(\rho_{GREEN})} - 1$$

Onde:

- ρ_{NIR} : é a refletância na banda do infravermelho próximo;
- ρ_{GREEN} : é a refletância na banda do verde.

Essa fórmula se baseia na alta refletância da vegetação saudável na banda do infravermelho próximo e na refletância mais baixa na banda do verde permitindo uma avaliação precisa da densidade e da saúde da vegetação.

O GCVI tem sido amplamente utilizado para monitorar a saúde da vegetação em aplicações agrícolas e ecológicas. De acordo com o estudo de Feng et al. (2022), o GCVI é eficaz na estimativa do teor de clorofila em diversas plantas o que permite refletir o estado fisiológico da vegetação. O que permite a detecção de estresse hídrico doenças e outras condições que afetam a saúde das plantas.

Embora o GCVI ofereça várias vantagens ele também apresenta algumas limitações. De acordo com Zhang et al. (2021), uma limitação do GCVI é que, embora ele reflita principalmente a cor verde da vegetação ele não consegue capturar completamente o estresse ambiental que afeta o crescimento e desenvolvimento das culturas.

3.3.2 New Water Index (NWI)

O New Water Index (NWI) foi desenvolvido por Ding em 2009, com o objetivo de melhorar a precisão na extração de corpos d'água a partir de imagens de satélite. Segundo Yang e Du (2017), o NWI usa quatro bandas espectrais, do azul ao infravermelho médio.

O NWI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

$$NWI = \frac{(\rho_{BLUE} - (\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1} + \rho_{SWIR2}))}{(\rho_{BLUE} + (\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1} + \rho_{SWIR2}))}$$

Onde:

- ρ_{BLUE} : é a reflectância na banda do infravermelho médio;
- ρ_{NIR} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo;
- ρ_{SWIR1} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 1;
- ρ_{SWIR2} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 2.

Estudos demonstram que o NWI é superior em comparação com outros métodos tradicionais na extração de corpos d'água uma vez que ele se mostrou mais eficaz do que o MNDWI na extração de água em ambientes urbanos removendo áreas residenciais que foram classificados incorretamente como água (YANG; DU, 2017).

Embora o NWI ofereça várias vantagens ele também apresenta algumas limitações. Yang e Du (2017) destacam a dificuldade e a limitação do NWI em distinguir água de sombra baseando-se apenas na análise espectral.

3.3.3 Built-up Area Extraction Index (BAEI)

O Built-up Area Extraction Index (BAEI) foi introduzido por Bouzekri em 2015 pela necessidade de um índice que pudesse distinguir de forma eficaz áreas construídas de outras coberturas do solo especialmente em ambientes urbanos parecidos. Lynch et al. (2020) destacam que o BAEI melhora a visualização da acumulação de materiais de construção sendo útil para medir a extensão da urbanização em grande escala.

O BAEI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

$$BAEI = \frac{(\rho_{RED} + 0.3)}{(\rho_{GREEN} + \rho_{SWIR1})}$$

Onde:

- ρ_{RED} : é a reflectância na banda do vermelho;

- ρ_{GREEN} : é a reflectância na banda do verde;
- ρ_{SWIR1} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 1.

O BAEI tem sido amplamente utilizado para mapear e monitorar áreas urbanas. Ele é eficaz na identificação de áreas construídas como edifícios e estradas (KEBEDE et al., 2022). Embora o BAEI ofereça várias vantagens ele também apresenta algumas limitações. Existe uma grande confusão entre terrenos construídos e terrenos descobertos o que torna o índice impraticável para uma classificação precisa (KEBEDE et al., 2022).

3.3.4 Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI)

O Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) foi desenvolvido por As-syakur em 2012 com o objetivo de melhorar a distinção entre áreas construídas e áreas de solo exposto em imagens de satélite. Segundo As-syakur et al. (2012), O EBBI é capaz de mapear áreas construídas e de solo exposto utilizando um único cálculo, e foi o primeiro a aplicar simultaneamente os canais de infravermelho próximo (NIR), infravermelho de ondas curtas (SWIR) e infravermelho termal (TIR).

O EBBI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

$$EBBI = \frac{(\rho_{SWIR} - \rho_{NIR})}{(10\sqrt{(\rho_{SWIR} + T_{TIR})})}$$

Onde:

- ρ_{SWIR} : é a reflectância na banda do infravermelho médio;
- ρ_{NIR} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo;
- T_{TIR} : é a temperatura de brilho na banda do infravermelho termal.

O EBBI foi mais eficaz na distinção entre áreas construídas e de solo exposto em comparação a outros índices. As-syakur et al. (2012) aplicaram este novo índice para distinguir áreas construídas e de solo exposto em Denpasar (Bali, Indonésia), e observaram um alto nível de precisão em comparação com os índices existentes.

Apesar de suas vantagens o EBBI apresenta algumas limitações. As-syakur et al. (2012) apontam que o método proposto apresenta algumas limitações. Primeiramente, regiões com paisagens altamente heterogêneas ainda são problemáticas para subdividir áreas urbanas. Além disso, existem limitações no uso de um único EBBI para distinguir entre solo exposto homogêneo e solo exposto

heterogêneo misturado com vegetação mais seca ou em áreas urbanas onde são emitidos níveis mais altos de radiação térmica.

3.4 COMPOSIÇÃO COLORIDA

As composições coloridas são uma técnica essencial no sensoriamento remoto para a visualização e interpretação de dados de imagens de satélite. Elas envolvem a combinação de diferentes bandas espectrais para criar uma imagem colorida, que realça determinadas características da superfície terrestre.

Cada banda espectral captura diferentes comprimentos de onda da luz refletida ou emitida pela superfície, e ao combiná-las é possível destacar diversos tipos de cobertura do solo, como vegetação, corpos d'água e áreas urbanizadas (CRÓSTA, 1992).

Segundo Crósta (1992), "na realidade, pode-se usar quaisquer três bandas para se produzir uma composição colorida. Contudo, uma cuidadosa seleção das mesmas faz-se necessária, para que a combinação de 3 bandas contenha a informação espectral realmente desejada".

Meneses e Almeida (2012) explicam que "experimentos mostram que o número de bastonetes sensíveis ao azul é muito menor do que para as cores vermelha e verde, e por isso, a sensibilidade da visão humana às cores azuis é mais baixa do que às cores verde e vermelha".

As composições coloridas são amplamente utilizadas em diversas aplicações, incluindo monitoramento ambiental, agricultura, planejamento urbano e gerenciamento de recursos hídricos. Elas permitem a detecção de mudanças na cobertura do solo, identificação de áreas de desmatamento, monitoramento da saúde da vegetação e avaliação de impactos ambientais (CRÓSTA, 1992).

A composição colorida 432, também conhecida como "composição de cor verdadeira" é uma técnica que remonta às primeiras aplicações de sensoriamento remoto. Este tipo de composição utiliza bandas do espectro visível - vermelho, verde e azul - para criar uma imagem que se aproxima da forma como o olho humano veria a cena. Esta composição é amplamente utilizada para a visualização de dados de satélite de uma forma que é intuitiva e facilmente interpretável (CRÓSTA, 1992).

Crósta (1992) aponta que ao usar a composição colorida 432 é possível representar a superfície terrestre de uma forma muito próxima à percepção visual humana, facilitando a identificação de diversas características como áreas urbanas, vegetação e corpos d'água.

A composição colorida 432 utiliza as seguintes bandas do Landsat 8:

- Banda 4: Vermelho (Red);
- Banda 3: Verde (Green);
- Banda 2: Azul (Blue).

Por outro lado, a composição colorida 764 realça áreas urbanas, devido à sua capacidade de destacar superfícies construídas e materiais como concreto e asfalto. Essa composição é ideal para estudos de uso do solo em áreas urbanizadas, permitindo identificar construções e estradas de forma clara.

A composição colorida 764 utiliza as seguintes bandas do Landsat 8:

- Banda 7: Infravermelho de Ondas Curtas 2 (SWIR2);
- Banda 6: Infravermelho de Ondas Curtas 1 (SWIR1);
- Banda 3: Verde (Green).

Já a composição colorida 653 é particularmente eficaz para o monitoramento de vegetação saudável. Essa combinação de bandas é amplamente utilizada em estudos de ecossistemas e gestão ambiental, pois permite mapear diferentes níveis de densidade de vegetação com grande precisão.

A composição colorida 653 utiliza as seguintes bandas do Landsat 8:

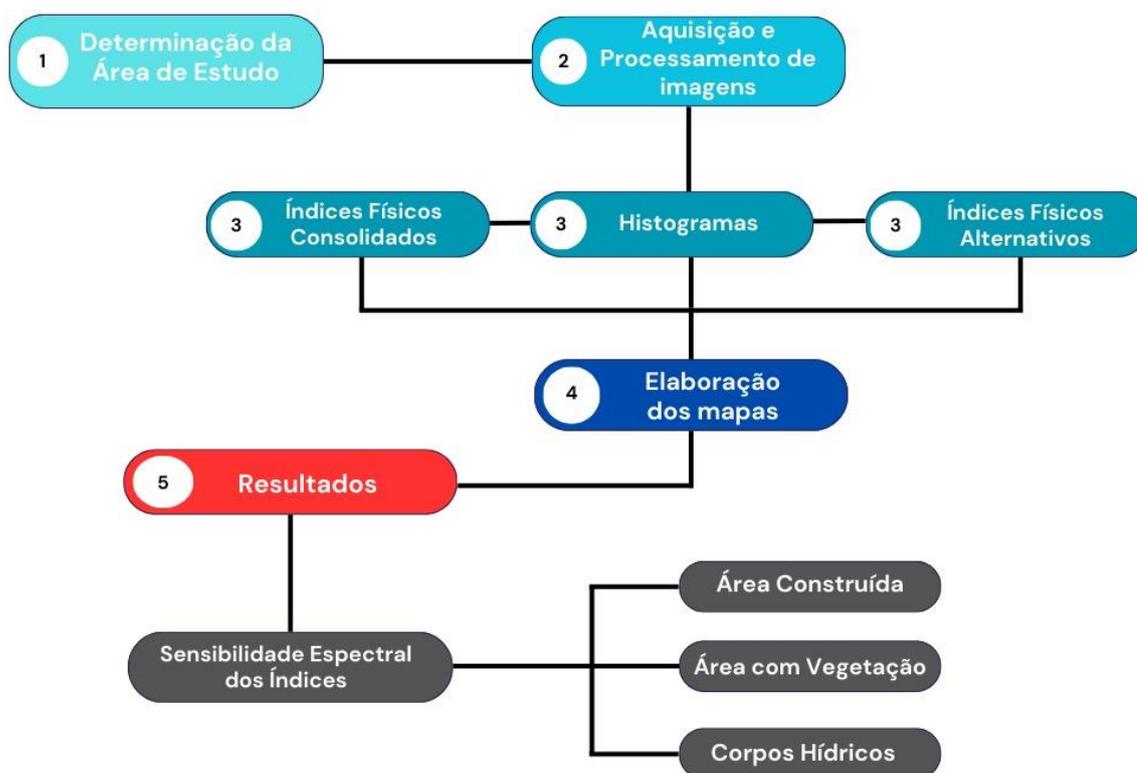
- Banda 6: Infravermelho de Ondas Curtas 1 (SWIR1);
- Banda 5: Infravermelho Próximo (NIR);
- Banda 3: Verde (Green).

Essas combinações de bandas são especialmente úteis para identificação de diferentes tipos de cobertura do solo, como áreas urbanas, vegetação e corpos d'água proporcionando uma representação visual clara e intuitiva dos dados de satélite.

4 METODOLOGIA

Nessa seção vai ser apresentada a metodologia do estudo que envolve as seções: 4.1 Área de Estudo, 4.2 Aquisição e Pré-Processamento dos Dados, 4.3 Cálculo dos Índices Físicos e 4.4 Histogramas dos Índices Físicos. Mostrado no fluxograma (Figura 1) a seguir:

Figura 1 - Fluxograma

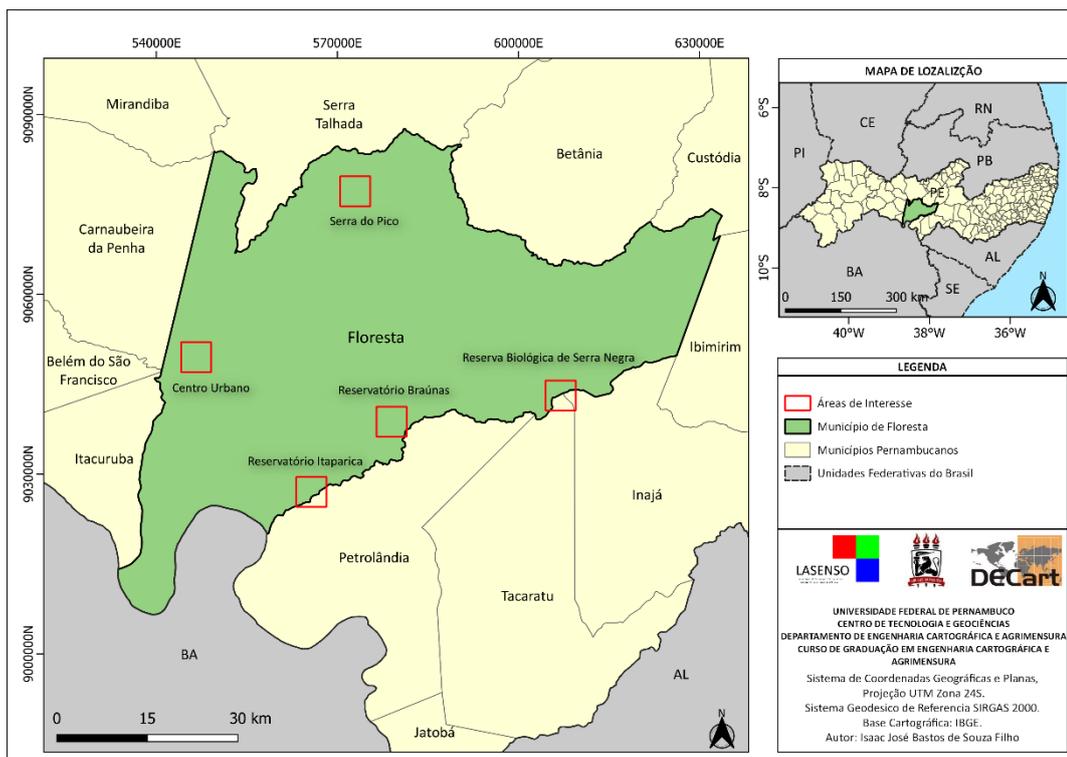


Fonte: Autor

4.1 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo escolhida para a comparação dos índices abrange a região do município de Floresta com aproximadamente 3644 km², localizado na mesorregião do São Francisco Pernambucano, que se encontra na quadrícula Landsat de órbita/ponto 221/66. Essa área foi selecionada por apresentar uma diversidade de características que incluem área construída, áreas com vegetação e corpos hídricos.

Figura 2 - Área de estudo

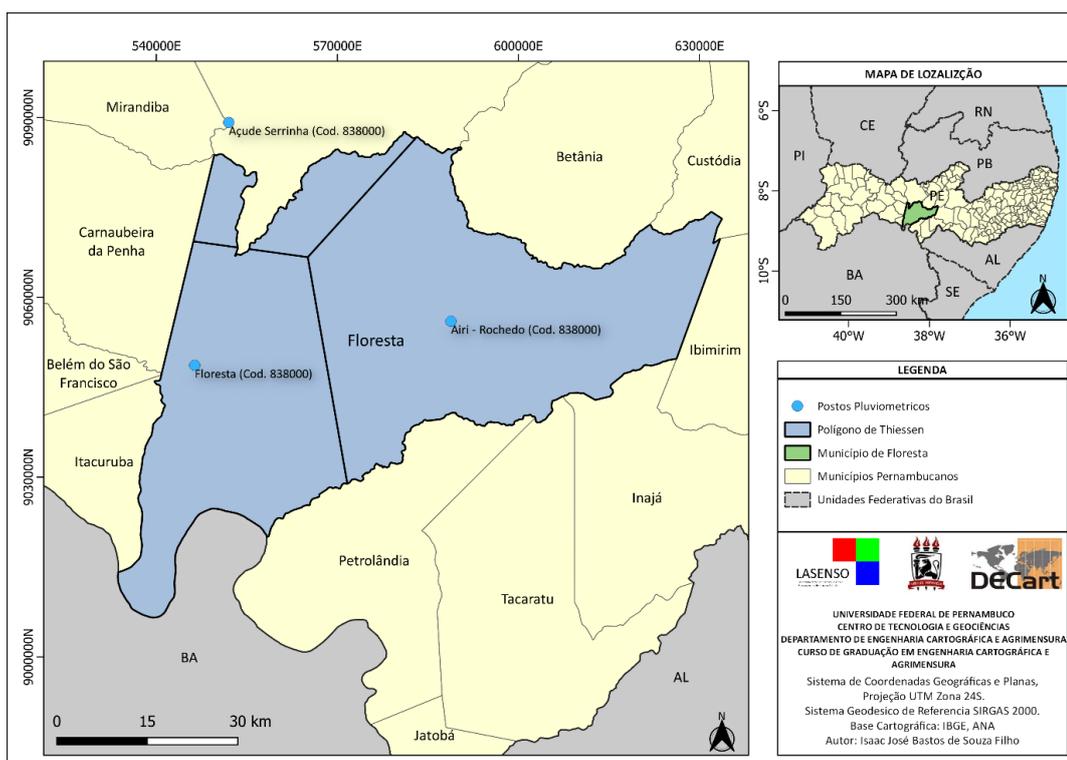


Fonte: Autor

O período de análise foi selecionado com base em imagens que apresentavam a menor porcentagem de cobertura de nuvens. Foram utilizadas duas datas específicas: uma imagem do período pós-chuva, em 06/02/2021, e outra do período de estiagem, em 02/09/2021. Isso permitiu observar como os índices se comportam em diferentes condições climáticas.

Para calcular a pluviosidade média mensal da região, foi utilizado o método do polígono de Thiessen. Este método é amplamente utilizado na hidrologia para determinar a precipitação média em uma área, considerando a contribuição de diferentes estações meteorológicas. Os polígonos de Thiessen são formados conectando os pontos médios das linhas que unem cada par de estações meteorológicas adjacentes, dividindo a área de estudo em regiões de influência de cada estação (Figura 3).

Figura 3 - Polígonos de Thiessen



Fonte: Autor

Primeiramente, foram identificadas as estações meteorológicas relevantes na área de estudo. Em seguida, foram criados os polígonos de Thiessen conectando os pontos médios das linhas que unem cada par de estações meteorológicas adjacentes e desenhando linhas perpendiculares aos pontos médios para formar os polígonos, delimitando a área de influência de cada estação. Para calcular a pluviosidade em cada polígono, a precipitação registrada em cada estação foi multiplicada pela área do polígono correspondente, somando os valores obtidos para cada polígono. Por fim, a determinação da pluviosidade média mensal foi realizada dividindo a soma das precipitações ponderadas pela área total da região de estudo.

Os dados de precipitação mensal foram extraídos das estações meteorológicas localizadas nos postos pluviométricos descritos na Tabela 1.

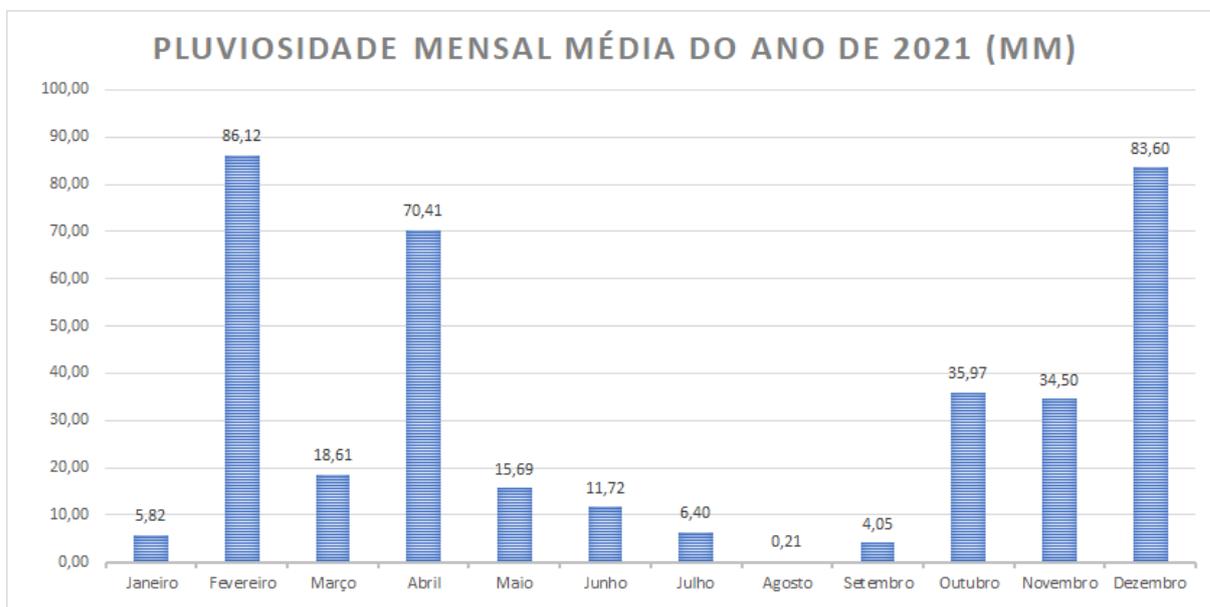
Tabela 1 - Postos pluviométricos

Nome do Posto	Código	Agência	Intervalo	Latitude	Longitude
Airi - Rochedo	838000	ANA	2021	-8,5392	-38,1928
Açude Serrinha	838002	ANA	2021	-8,2397	-38,5278
Floresta	838021	ANA	2021	-8,6064	-38,5786

Fonte: Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA)

A Figura 4 mostra a pluviosidade média mensal do ano de 2021 no município de Floresta, destacando a distribuição das chuvas ao longo do ano.

Figura 4 - Pluviosidade do Município de Floresta



Fonte: Autor

4.2 AQUISIÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Para a obtenção dos índices físicos utilizados neste estudo, foram adquiridas duas imagens de satélite do Landsat 8 OLI/TIRS, correspondentes a dois períodos distintos: uma no período pós-chuva e outra no período de estiagem. As imagens foram obtidas através do portal do USGS (United States Geological Survey), considerando a menor porcentagem de cobertura de nuvens na área de estudo. Para todo-processamento das imagens e a subsequente análise dos índices físicos, foi utilizado o software livre QGIS Desktop versão 3.16.7 Hannover. O QGIS ainda foi utilizado como plataforma para a produção dos mapas temáticos.

Em resumo, os materiais e ferramentas utilizados no desenvolvimento deste trabalho foram:

- Portal USGS para aquisição das imagens de satélite;
- Duas imagens Landsat 8, com datas de aquisição de 06/02/2021 e 02/09/2021;
- Software QGIS versão 3.16.7 Hannover.

As imagens do Landsat 8 foram baixadas do portal USGS, que oferece acesso a dados de satélites com uma alta precisão. Optou-se por utilizar imagens da coleção Landsat Collection 2, nível de processamento 1 (Level-1).

As bandas utilizadas podem ser observadas nas tabelas 2 abaixo:

Tabela 2 - Bandas usadas do LANDSAT 8

Sensor	Número da Banda	Nome da Banda	Região do Espectro Eletromagnético	Comprimento de Onda (µm)	Resolução Espacial (m)
OLI	2	BLUE	Azul	0,452 - 0,512	30
OLI	3	GREEN	Verde	0,533 - 0,590	30
OLI	4	RED	Vermelho	0,636 - 0,673	30
OLI	5	NIR	Infravermelho Próximo	0,851 - 0,879	30
OLI	6	SWIR	Infravermelho Médio	1,566 - 1,651	30
OLI	7	SWIR	Infravermelho Médio	2,107 - 2,294	30
TIRS	10	SWIR	Infravermelho Termal	10,600 - 11,190	100

Fonte: United States Geological Survey (USGS)

O pré-processamento das imagens consiste em um conjunto de atividades de preparação, organização e estruturação dos dados antes dos cálculos dos índices, sendo elas: geoprocessamento (reprojeção), cálculo da reflectância das bandas e cálculo da temperatura de brilho das bandas.

A reprojeção das imagens foi realizada para o sistema de coordenadas EPSG 31984 (SIRGAS 2000, UTM zone 24S). Esse processo foi necessário para alinhar todas as bandas do Landsat 8 à mesma projeção, garantindo que os dados estivessem corretamente posicionados para análise subsequente. Este passo é crucial para assegurar que as comparações entre diferentes bandas e datas sejam precisas e confiáveis.

Para o cálculo da reflectância das bandas do Landsat 8, utilizou-se a fórmula que converte os números digitais (ND) em reflectância no topo da atmosfera (TOA), com correção pelo ângulo solar. Segundo Krizek e Santos (2021), a fórmula é a seguinte:

$$\rho_{\lambda} = \frac{(M_p \times Q_{cal}) + A_p}{(\sin(\theta_{SE}))}$$

Onde:

- ρ_{λ} : é a reflectância no topo da atmosfera (TOA);
- M_p : é o multiplicador de reflectância específico por;
- Q_{cal} : é o número digital do pixel;
- A_p : é o aditivo de reflectância específico por banda;
- θ_{SE} : é o ângulo de elevação solar, obtido dos metadados da imagem.

A temperatura de brilho foi calculada para as bandas do infravermelho termal (TIR), convertendo os valores digitais das bandas termais em temperatura de brilho (em Kelvin). Este cálculo é essencial para a análise de índices que utilizam informações de temperatura, como o Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI). Para o cálculo da temperatura de brilho corrigida pela influência atmosférica, o protocolo metodológico baseado em Krizek e Santos (2021) sugere a utilização da equação que considera a radiância espectral e a emissividade da superfície. A fórmula utilizada é a seguinte:

$$T_{brilho} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_\lambda \times K_1}{L_\lambda} + 1\right)}$$

Onde:

- T_{brilho} : é a reflectância no topo da atmosfera (TOA);
- K_1 : é a constante de calibração 1;
- K_2 : é a constante de calibração 2;
- ϵ_λ : é a emissividade da superfície;
- L_λ : é a radiância espectral no topo da atmosfera (TOA), calculada pela fórmula:

$$L_\lambda = M_L \times Q_{cal} + A_L$$

Onde:

- M_L : é o multiplicador de radiância específico por banda;
- Q_{cal} : é o número digital do pixel;
- A_L : é o aditivo de radiância específico por banda.

4.3 CÁLCULO DOS ÍNDICES FÍSICOS

Uma vez que as imagens foram reprojadas, as reflectâncias calculadas e a temperatura de brilho determinada, realizou-se o cálculo dos índices físicos para as áreas de interesse. Essas áreas incluem o centro urbano do município de Floresta, a Reserva Biológica de Serra Negra, a Serra do Pico, o Reservatório de Braúnas e o Reservatório de Itaparica. A seguir, são apresentados os índices físicos calculados, suas fórmulas utilizando as bandas do Landsat 8 e os mapas temáticos com os índices e as composições coloridas 432, 764 e 653.

- **Normalized Difference Built-up Index (NDBI):**

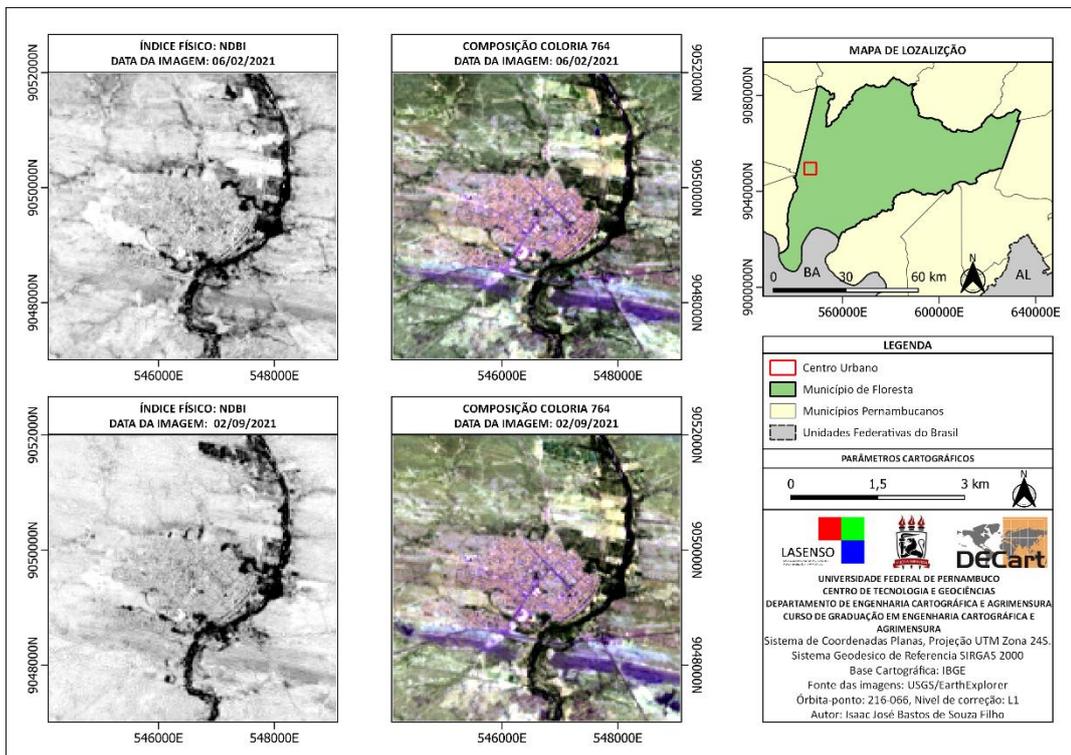
O NDBI é amplamente utilizado para quantificar a vegetação em uma área. A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

$$NDBI = \frac{(\rho_{B6} - \rho_{B5})}{(\rho_{B6} + \rho_{B5})}$$

Onde:

- ρ_{B5} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo (Banda 5 do Landsat 8);
- ρ_{B6} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 1 (Banda 6 do Landsat 8).

Figura 5 - Índice NDBI e a composição colorida 764 do Centro Urbano



Fonte: Autor

- **Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI):**

O EBBI é utilizado alternativo para mapear áreas construídas e terrenos descobertos. A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

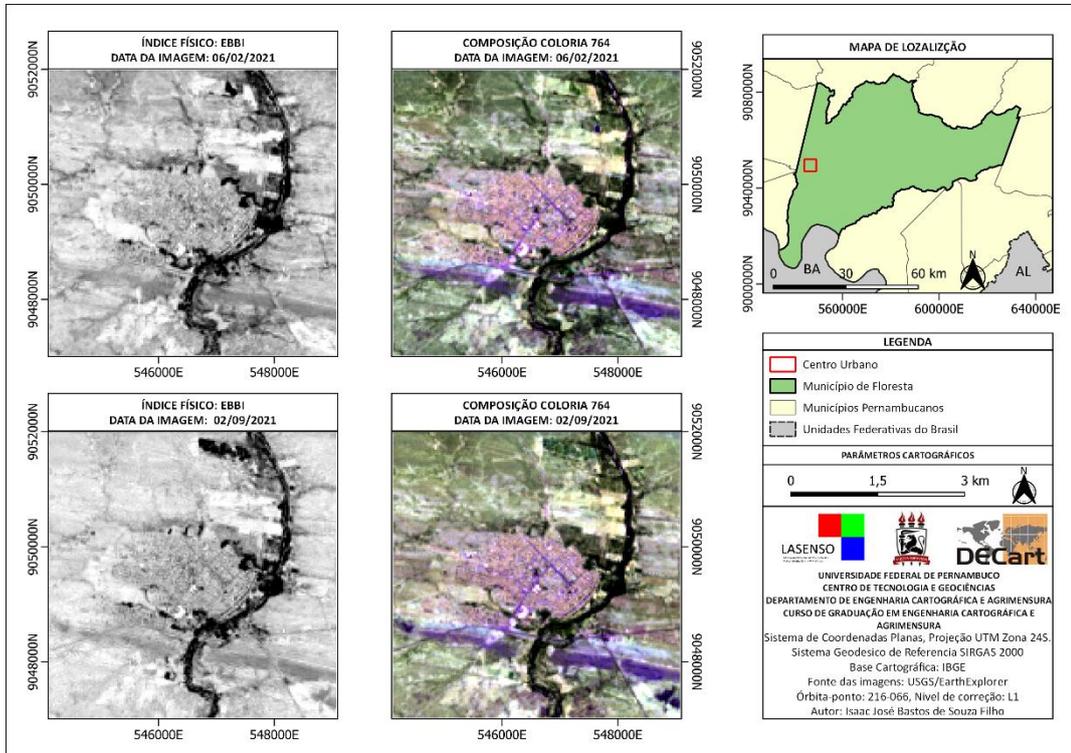
$$EBBI = \frac{(\rho_{B6} - \rho_{B5})}{(10\sqrt{(\rho_{B6} + T_{B10})})}$$

Onde:

- ρ_{B5} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo (Banda 5 do Landsat 8);

- ρ_{B6} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo 1 (Banda 6 do Landsat 8);
- T_{B10} : é a temperatura de brilho na banda do infravermelho termal (Banda 10 do Landsat 8);

Figura 6 - Índice EBBI e a composição colorida 764 do Centro Urbano



Fonte: Autor

- **Built-up Area Extraction Index (BAEI):**

O BAEI é um índice alternativo utilizado para a extração de áreas construídas.

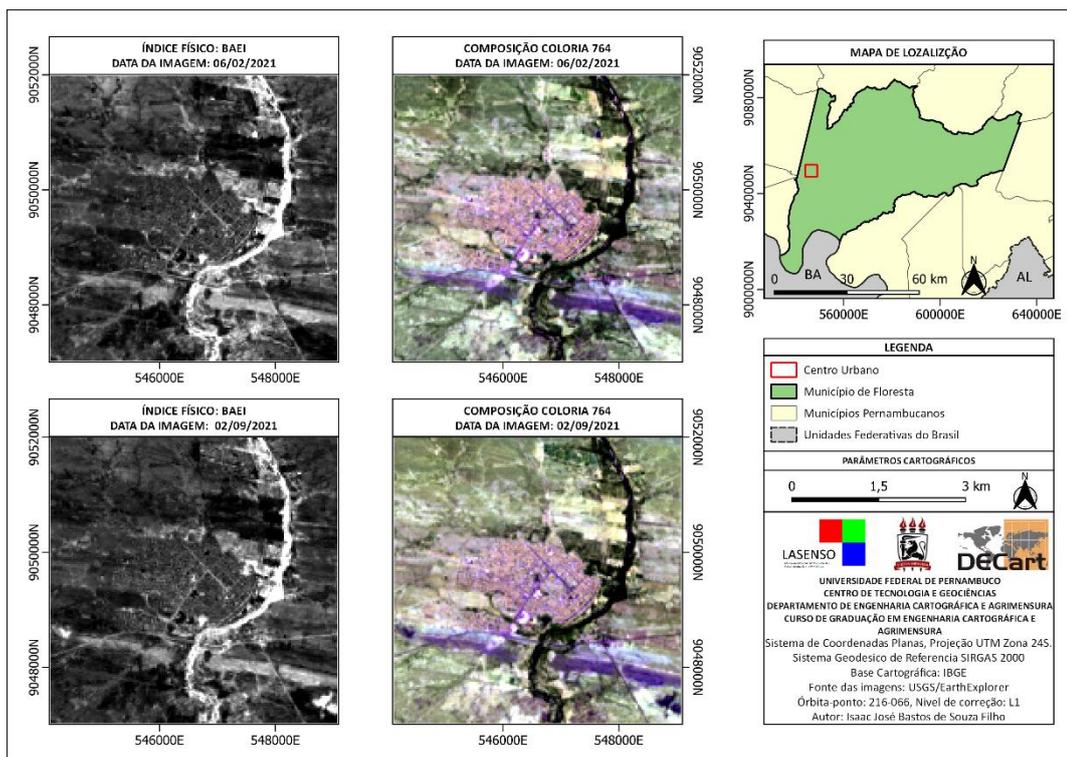
A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

$$BAEI = \frac{(\rho_{B4} + 0.3)}{(\rho_{B3} + \rho_{B6})}$$

Onde:

- ρ_{B3} : é a reflectância na banda do verde (Banda 3 do Landsat 8).
- ρ_{B4} : é a reflectância na banda do vermelho (Banda 4 do Landsat 8);
- ρ_{B6} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 1 (Banda 6 do Landsat 8).

Figura 7 - Índice BAEI e a composição colorida 764 do Centro Urbano



Fonte: Autor

- **Normalized Difference Vegetation Index (NDVI):**

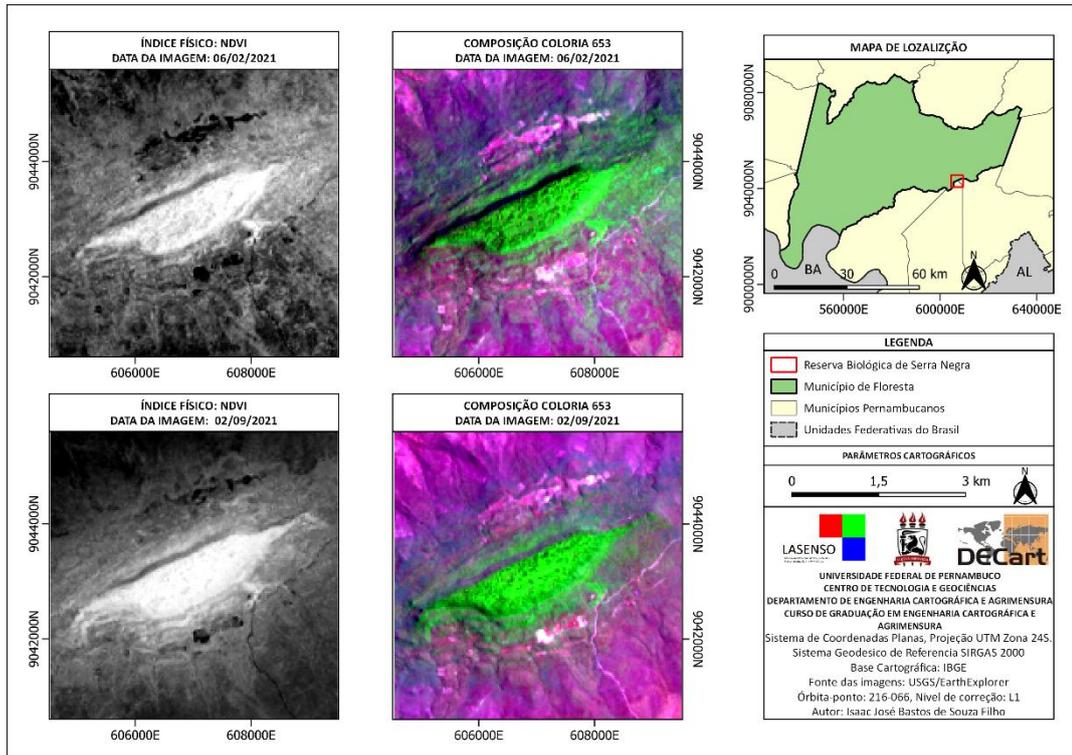
O NDVI é amplamente utilizado para quantificar a vegetação em uma área. A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

$$NDVI = \frac{(\rho_{B5} - \rho_{B4})}{(\rho_{B5} + \rho_{B4})}$$

Onde:

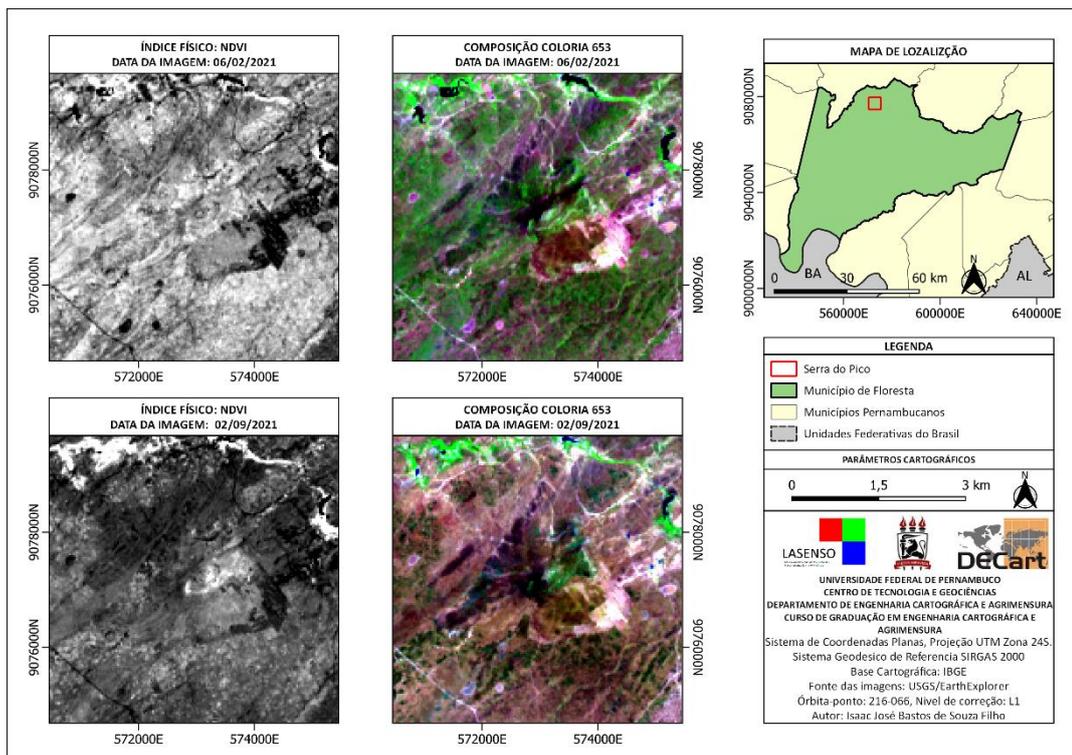
- ρ_{B4} : é a reflectância na banda do vermelho (Banda 4 do Landsat 8);
- ρ_{B5} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo (Banda 5 do Landsat 8).

Figura 8 - Índice NDVI e a composição colorida 653 da Reserva Biológica de Serra Negra



Fonte: Autor

Figura 9 - Índice NDVI e a composição colorida 653 da Serra do Pico



Fonte: Autor

- **Green Chlorophyll Vegetation Index (GCVI):**

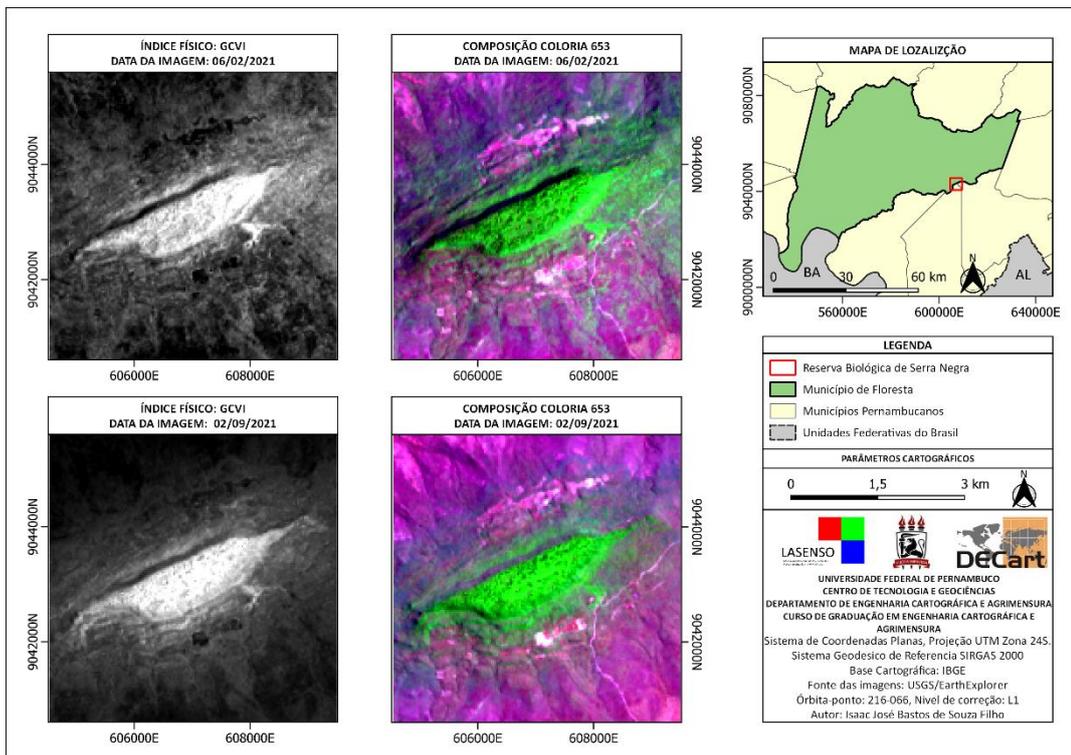
O GCVI é um índice alternativo utilizado para quantificar a vegetação, com ênfase na clorofila. A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

$$GCVI = \frac{(\rho_{B5})}{(\rho_{B3})} - 1$$

Onde:

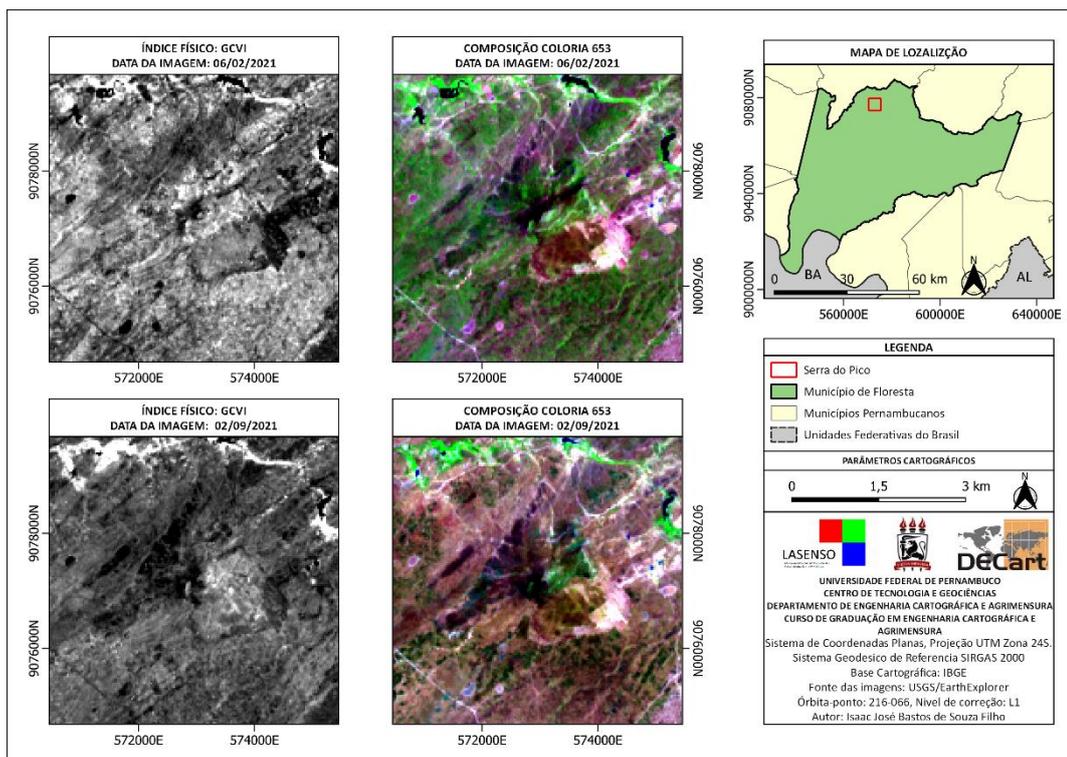
- ρ_{B3} : é a reflectância na banda do verde (Banda 3 do Landsat 8);
- ρ_{B5} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo (Banda 5 do Landsat 8).

Figura 10 - Índice GCVI e a composição colorida 653 da Reserva Biológica de Serra Negra



Fonte: Autor

Figura 11 - Índice GCVI e a composição colorida 653 da Serra do Pico



Fonte: Autor

- **Normalized Difference Water Index (NDWI):**

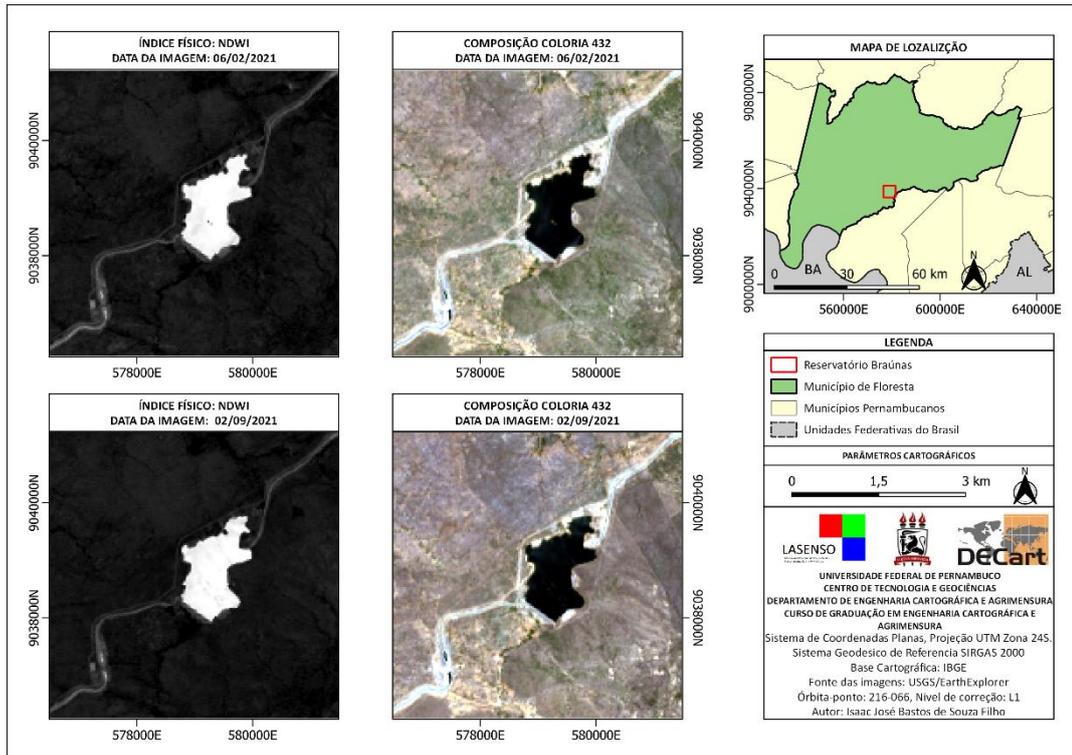
O NDWI é utilizado para detectar a presença de água. A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

$$NDWI = \frac{(\rho_{B3} - \rho_{B5})}{(\rho_{B3} + \rho_{B5})}$$

Onde:

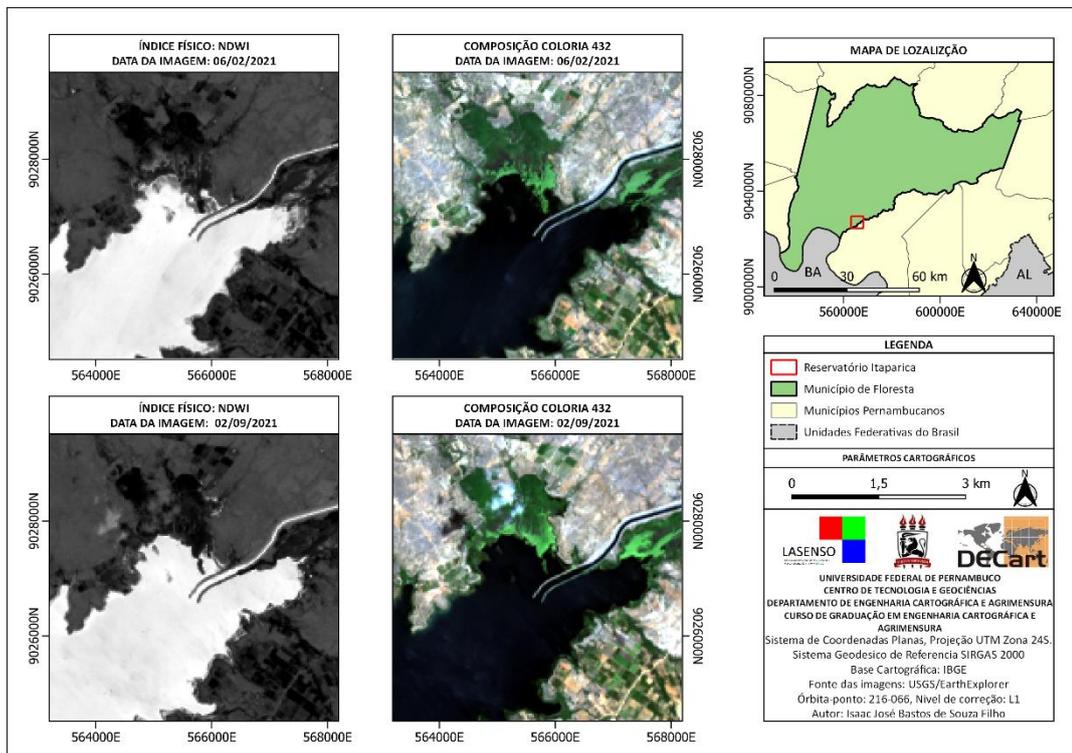
- ρ_{B3} : é a reflectância na banda do verde (Banda 3 do Landsat 8);
- ρ_{B5} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo (Banda 5 do Landsat 8).

Figura 12 - Índice NDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas



Fonte: Autor

Figura 13 - Índice NDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica



Fonte: Autor

- **Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI):**

O MNDWI é uma variação do NDWI, também utilizado para a detecção de água.

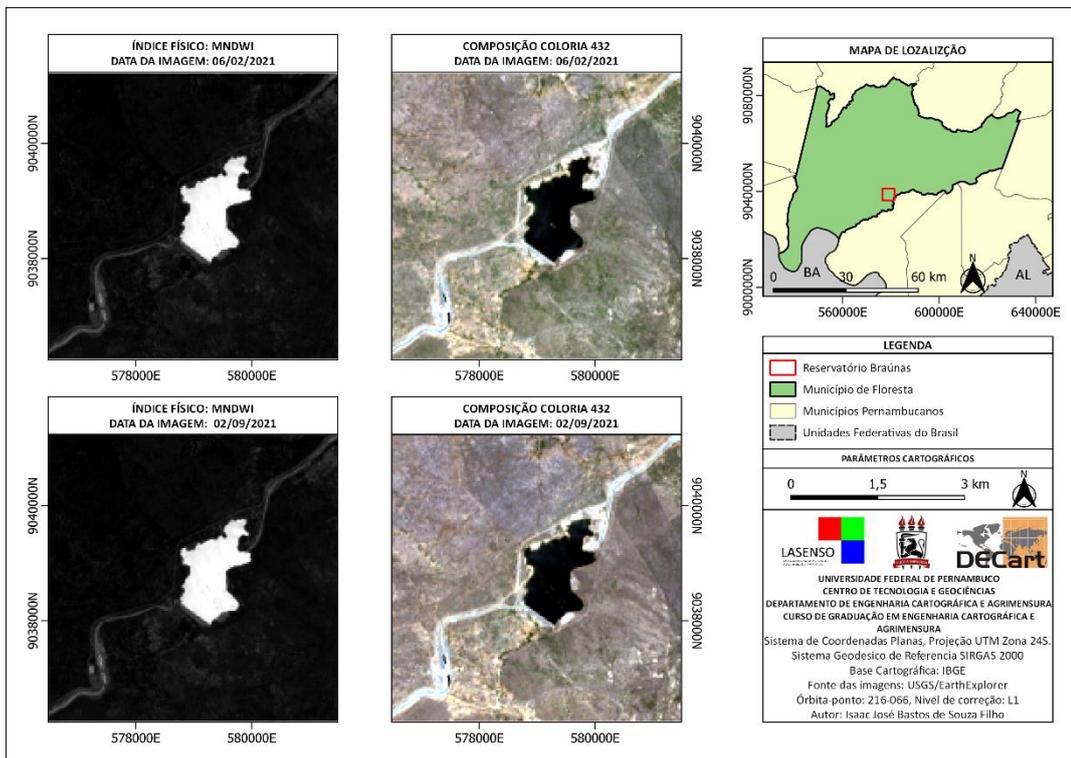
A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

$$MNDWI = \frac{(\rho_{B3} - \rho_{B6})}{(\rho_{B3} + \rho_{B6})}$$

Onde:

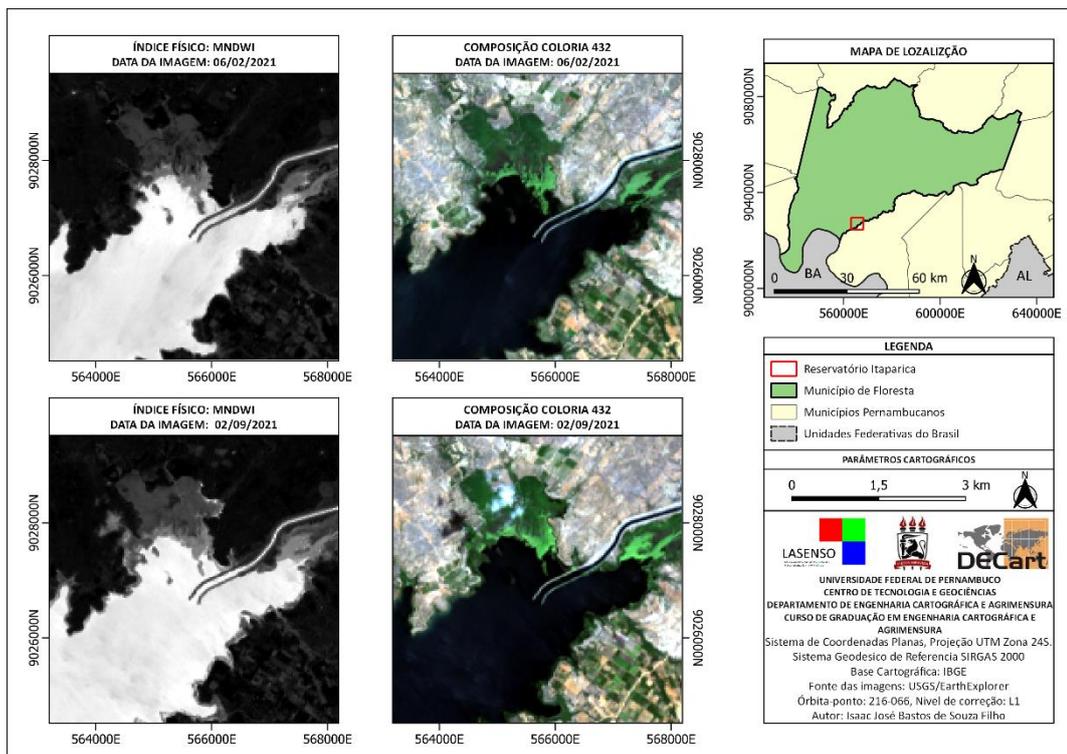
- ρ_{B3} : é a reflectância na banda do verde (Banda 3 do Landsat 8);
- ρ_{B6} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 1 (Banda 6 do Landsat 8).

Figura 14 - Índice MNDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas



Fonte: Autor

Figura 15 - Índice MNDWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica



Fonte: Autor

- **New Water Index (NWI):**

O NWI é um índice alternativo utilizado para a detecção de água. A fórmula utilizada as bandas do Landsat 8 é:

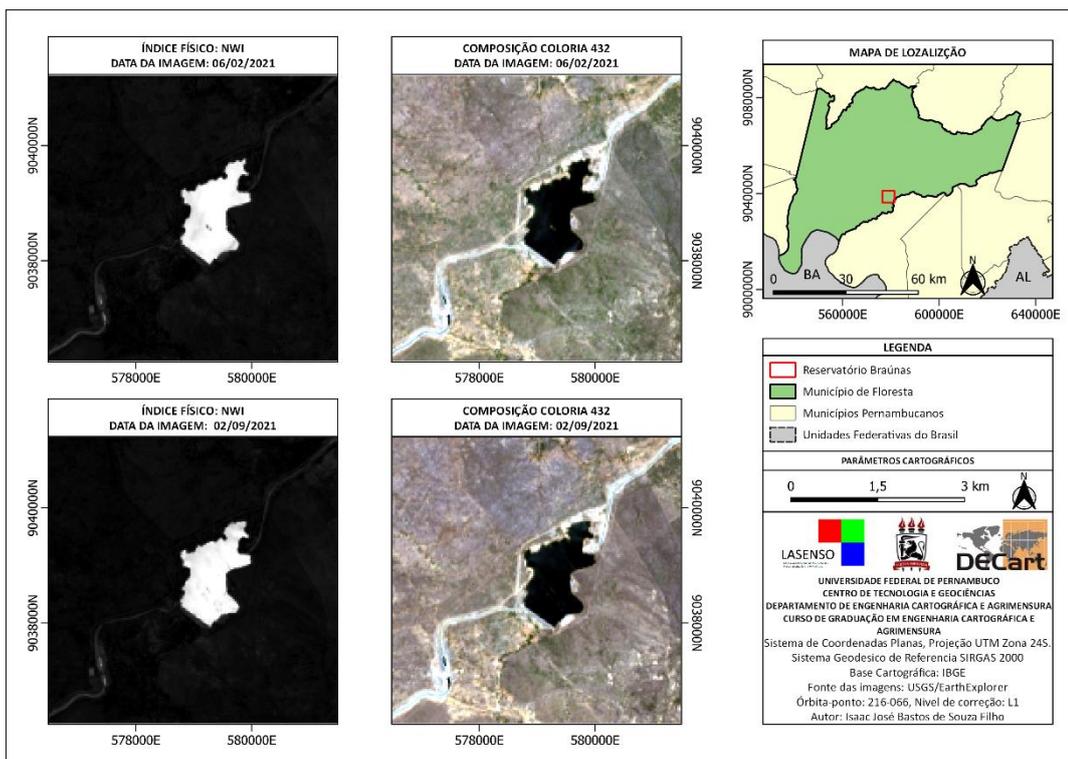
O NWI é calculado utilizando a seguinte fórmula:

$$NWI = \frac{(\rho_{B2} - (\rho_{B5} + \rho_{B6} + \rho_{B7}))}{(\rho_{B2} + (\rho_{B5} + \rho_{B6} + \rho_{B7}))}$$

Onde:

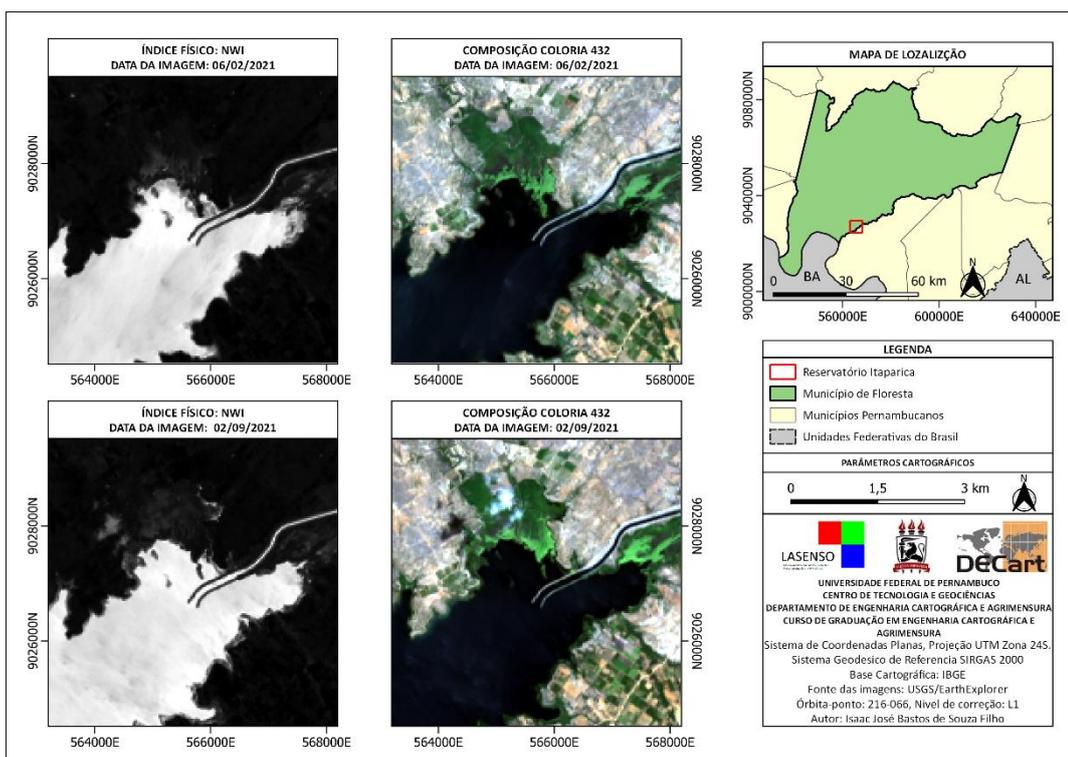
- ρ_{B2} : é a reflectância na banda do azul (Banda 2 do Landsat 8);
- ρ_{B5} : é a reflectância na banda do infravermelho próximo (Banda 5 do Landsat 8);
- ρ_{B6} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 1 (Banda 6 do Landsat 8).
- ρ_{B7} : é a reflectância na banda do infravermelho médio 2 (Banda 7 do Landsat 8).

Figura 16 - Índice NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas



Fonte: Autor

Figura 17 - Índice NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica



Fonte: Autor

4.4 HISTOGRAMAS DOS ÍNDICES FÍSICOS

Após o cálculo dos índices físicos, foram gerados histogramas para as áreas de interesse de cada índice. Os histogramas são ferramentas importantes para analisar a distribuição dos valores dos índices em cada imagem das áreas de interesse.

As áreas de interesse (centro urbano do município de Floresta, Reserva Biológica de Serra Negra, Serra do Pico, Reservatório de Braúnas e Reservatório de Itaparica) foram delimitadas e recortadas para análise específica. Com os cálculos dos índices finalizados e os recortes das áreas de interesse realizados, procedeu-se à geração dos histogramas no próprio QGIS.

Utilizando o QGIS, seguiu-se o seguinte procedimento para a geração dos histogramas:

1. Propriedades da Camada Raster: Para cada índice calculado, acessou-se as propriedades da camada raster no QGIS.
2. Cálculo do Histograma: Na aba "Histograma", foi solicitado ao QGIS que calculasse o histograma para a camada selecionada.
3. Salvar o Histograma: Após a geração, os histogramas foram salvos diretamente a partir da interface do QGIS.

Os histogramas permitiram uma visualização clara da distribuição dos valores dos índices físicos nas diferentes condições climáticas. Essa visualização foi crucial para a comparação detalhada entre os períodos pós-chuva e estiagem nas áreas de interesse.

5 RESULTADOS

Nesta seção, será apresentado os resultados da avaliação da sensibilidade espectral dos índices físicos utilizados no estudo. A análise foi realizada por meio da visualização dos mapas temáticos e dos histogramas gerados para cada área de interesse. Os índices foram avaliados em diferentes períodos, permitindo a comparação entre as condições climáticas de pós-chuva e estiagem.

5.1 SENSIBILIDADE ESPECTRAL DOS ÍNDICES

A sensibilidade espectral é fundamental para entender a eficácia dos índices em destacar características específicas da superfície terrestre, como áreas construídas, vegetação e corpos hídricos. A análise visual dos mapas permitiu observar como os índices representam essas características espacialmente, enquanto os histogramas forneceram uma visão quantitativa da distribuição dos valores dos índices. Esta combinação de métodos ofereceu uma compreensão detalhada do desempenho de cada índice, auxiliando na identificação de variações e comportamentos específicos nas áreas estudadas.

- **Área Construída**

Na comparação entre os períodos de pós-chuva (06/02/2021) e estiagem (02/09/2021), os índices NDBI, EBBI e BAEI apresentaram diferenças significativas em relação à detecção de áreas urbanas e solo exposto no centro urbano de Floresta.

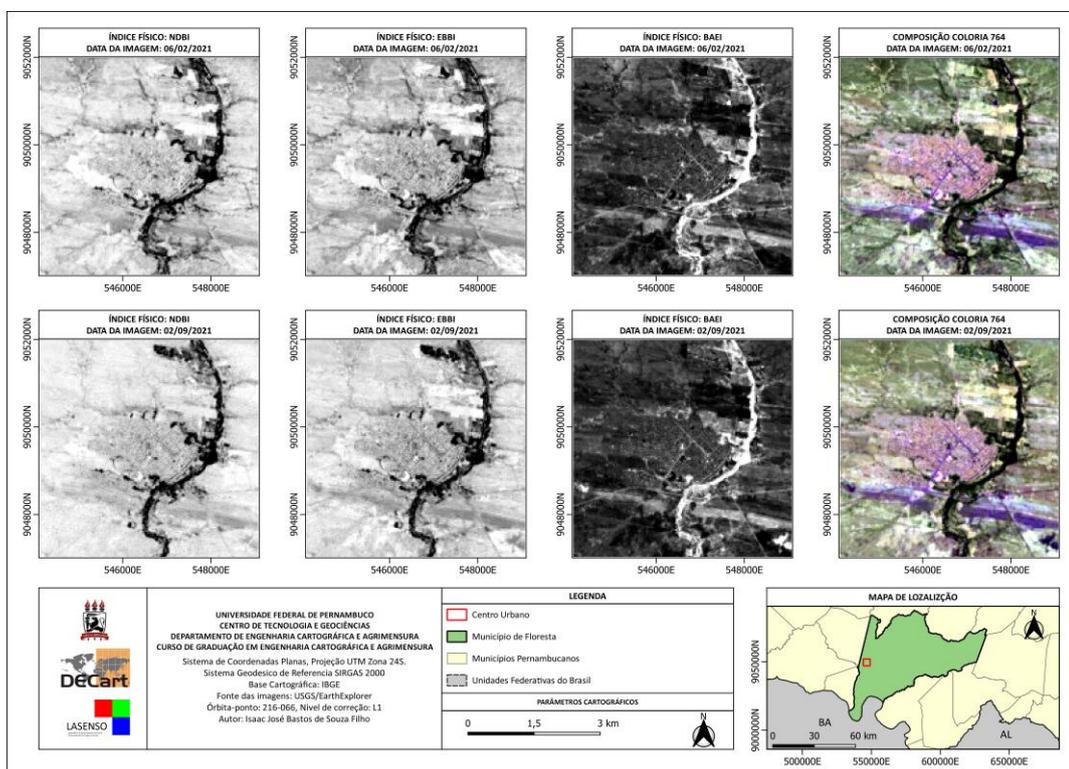
No período de pós-chuva, o NDBI foi eficiente em identificar as áreas urbanizadas, mas houve uma confusão perceptível em regiões com solo úmido ao redor da cidade. Isso ocorre porque o solo molhado reflete de forma semelhante às superfícies construídas nas bandas SWIR e NIR, dificultando a distinção precisa entre essas classes. Já no período de estiagem, essa confusão se intensificou, pois a seca expôs grandes áreas de solo descoberto, que também refletem de maneira similar às áreas construídas, resultando em uma diminuição na precisão do índice.

O EBBI, que incorpora a temperatura de brilho, apresentou um desempenho superior ao NDBI e o BAEI em ambos os períodos. No período de pós-chuva, o EBBI conseguiu diferenciar melhor as áreas construídas do solo úmido, o que aumentou a precisão na separação das superfícies urbanas. No período de estiagem, embora o

solo seco ao redor das áreas urbanas tenha refletido de forma semelhante às construções, o EBBI ainda conseguiu realizar uma distinção mais eficaz entre áreas urbanizadas e solo exposto.

O BAEI apresentou o maior grau de confusão nos dois períodos. Durante o pós-chuva, a presença de solo úmido próximo às áreas construídas prejudicou a separação, e no período de estiagem, essa confusão foi agravada, pois o solo seco ao redor da cidade refletiu de maneira semelhante às áreas urbanas. Isso é consequência da formulação do BAEI, que utiliza bandas menos sensíveis a essas variações de umidade e aridez do solo, tornando esse índice menos eficiente em áreas com grande quantidade de solo exposto.

Figura 18 – Comparação entre os Índices NDBI, EBBI, BAEI e a composição colorida 764 do Centro Urbano



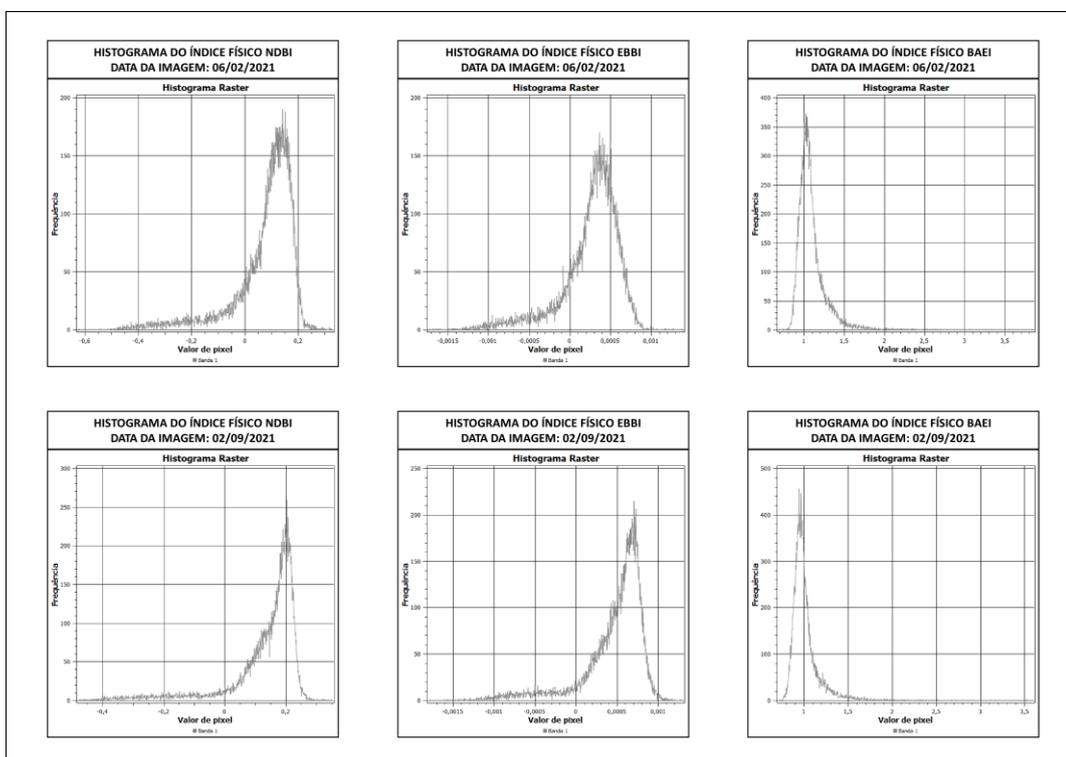
Fonte: Autor

No período de pós-chuva, o histograma do NDBI apresenta uma distribuição dispersa, com um pico em 0,15 e valores que se estendem até -0,4. Isso indica dificuldades em separar as áreas urbanas do solo úmido. No período de estiagem, o histograma mostra uma maior concentração em torno de 0,15, com uma dispersão reduzida, sugerindo que o solo seco interferiu menos no desempenho do índice, mas ainda houve confusão entre áreas urbanas e solo seco.

O histograma do EBBI, no período de pós-chuva, tem um pico mais concentrado em 0,0005, com menor dispersão em comparação ao NDBI, o que indica maior eficiência na separação entre áreas urbanas e solo úmido. No período de estiagem, o pico se mantém em 0,0005, com uma leve ampliação da dispersão, sugerindo que o índice teve alguma dificuldade adicional com o solo seco, mas ainda foi mais eficiente do que o NDBI.

O BAEI, no período de pós-chuva, apresenta uma dispersão significativa, com um pico em 1,5 e valores se estendendo até 3,5, o que demonstra dificuldades na separação entre áreas construídas e solo úmido. No período de estiagem, o pico se desloca para 1,0, com uma dispersão um pouco menor, mas o índice ainda enfrenta dificuldades em distinguir áreas urbanas de solo seco.

Figura 19 - Histogramas dos Índices NDBI, EBBI e BAEI do Centro Urbano



Fonte: Autor

- **Área com Vegetação**

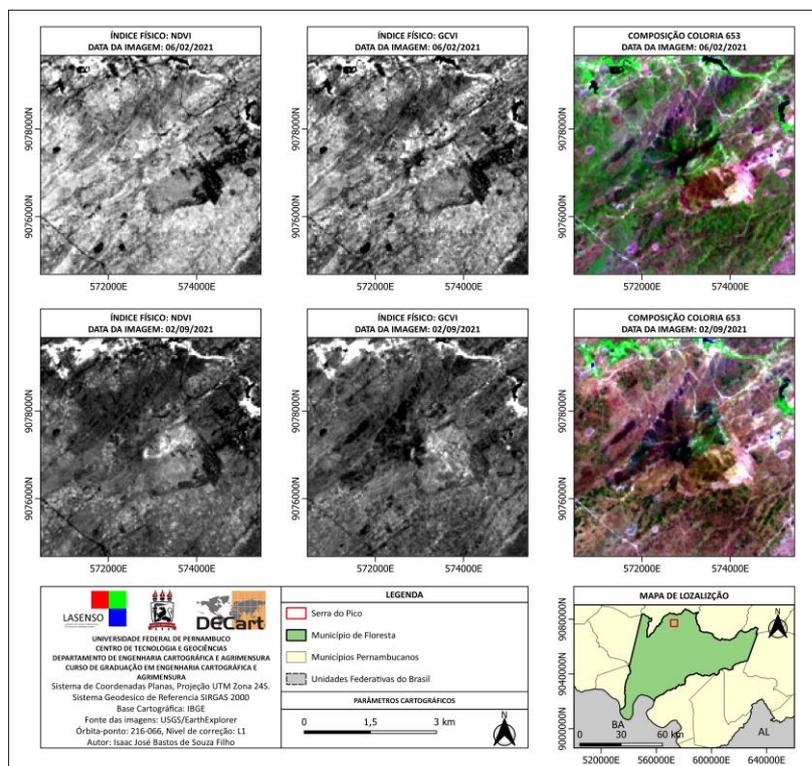
Na comparação entre os períodos de pós-chuva (06/02/2021) e estiagem (02/09/2021), os índices NDVI e GCVI apresentaram variações significativas na detecção da vegetação na Serra do Pico.

No período de pós-chuva, o mapa do NDVI mostra áreas de vegetação densa e saudável. As áreas mais claras representam regiões com vegetação vigorosa,

característica de plantas em bom estado. A vegetação aparece bem distribuída, indicando alta biomassa e umidade nas plantas. Durante a estiagem, o NDVI revela a vegetação aparecendo mais degradada e menos densa. As áreas escuras aumentaram, indicando solo exposto ou vegetação com menor biomassa. O estresse hídrico causado pela seca impacta claramente a vegetação.

No período de pós-chuva, o GCVI apresenta uma alta concentração de clorofila na vegetação. O índice destaca as áreas com plantas saudáveis e em plena capacidade fotossintética. A vegetação densa aparece em tons mais claros, indicando a forte presença de clorofila, especialmente em áreas com mais vegetação. Durante a estiagem, o GCVI apresenta áreas mais escuras, evidenciando a redução da clorofila nas plantas devido à seca. As áreas de vegetação tornam-se menos densas indicando a perda de vigor da vegetação, mostrando a diminuição na capacidade fotossintética das plantas sob condições de seca.

Figura 20 - Comparação entre os Índices NDVI, GCVI e a composição colorida 653 da Serra do Pico



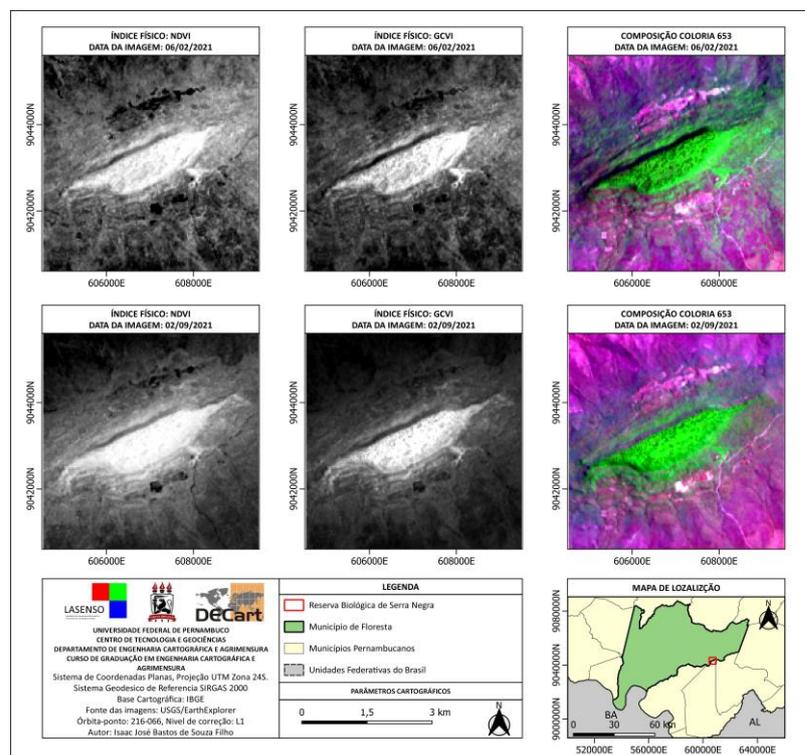
Fonte: Autor

Na comparação entre os períodos de pós-chuva (06/02/2021) e estiagem (02/09/2021), os índices NDVI e GCVI mostraram diferenças significativas nas condições da vegetação na Reserva Biológica de Serra Negra.

No período de pós-chuva, o NDVI mostra áreas de vegetação densa e saudável. O índice capta claramente as áreas com alta densidade de vegetação, indicando plantas com boa absorção de radiação no infravermelho próximo, o que reflete sua alta biomassa. As áreas mais claras representam vegetação em boas condições, distribuídas ao longo da reserva. Durante a estiagem, o NDVI indica uma degradação da vegetação. As áreas aparecem mais escuras, representando regiões com vegetação menos densa ou solo exposto. A seca afeta a vegetação, reduzindo a saúde das plantas e a sua densidade.

No período de pós-chuva, o GCVI destaca as áreas com alta concentração de clorofila, indicando vegetação em plena capacidade fotossintética. As áreas mais claras no mapa do GCVI indicam vegetação densa e saudável. O índice é eficaz em mostrar a forte presença de clorofila nas plantas, o que reflete uma vegetação bem nutrida e em ótimo estado. Durante a estiagem, o GCVI evidencia a queda na concentração de clorofila nas plantas. As áreas escuras representam a vegetação afetada pela seca, com menor capacidade de fotossíntese e menos vigor. O índice reflete o impacto da estiagem na saúde das plantas, que aparece claramente nas áreas de menor densidade de vegetação.

Figura 21 - Comparação entre os Índices NDVI, GCVI e a composição colorida 653 da Reserva Biológica de Serra Negra

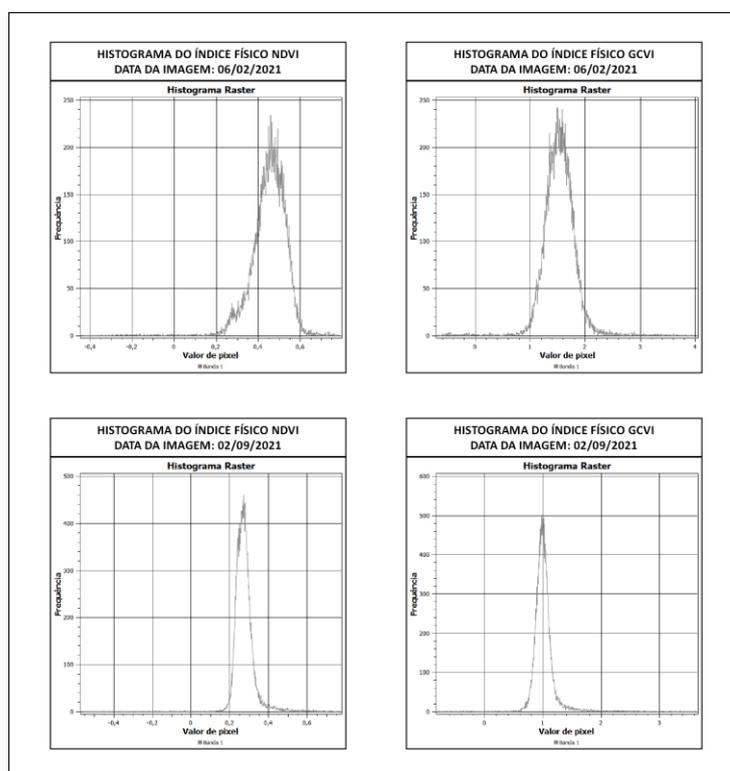


Fonte: Autor

No período de pós-chuva, o histograma do NDVI apresenta um pico em torno de 0,6, com dispersão entre 0,2 e 0,7, refletindo a boa saúde da vegetação, que estava densa e vigorosa após as chuvas. Durante a estiagem, o pico se mantém próximo de 0,6, mas há uma maior concentração de valores baixos, entre 0,0 e 0,2, indicando a degradação da vegetação, com áreas de solo exposto e biomassa reduzida.

No período de pós-chuva, o histograma do GCVI tem um pico bem definido entre 1,5 e 2,0, sugerindo uma alta concentração de clorofila e boa saúde das plantas. Durante a estiagem, o pico permanece em 1,5, mas há uma maior concentração de valores em 1,0, indicando uma redução na saúde e produtividade da vegetação devido à seca. A vegetação menos vigorosa se torna predominante.

Figura 22 - Histogramas dos Índices NDVI e GCVI da Serra do Pico

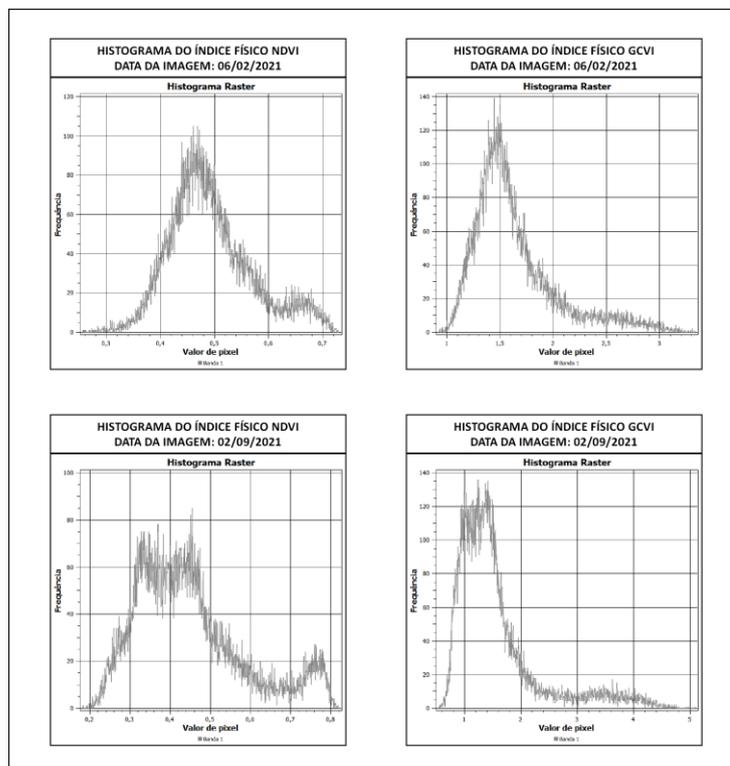


Fonte: Autor

No período de pós-chuva, o histograma do NDVI apresenta um pico centralizado próximo de 0,6, com dispersão entre 0,4 e 0,7, indicando vegetação densa e saudável, com alta absorção de radiação solar. Durante a estiagem, o pico do NDVI desloca-se para faixas mais baixas, entre 0,3 e 0,4, refletindo a degradação da vegetação causada pela falta de umidade, com áreas de solo exposto ou vegetação menos vigorosa.

No pós-chuva, o histograma do GCVI mostra um pico entre 1,5 e 2,0, representando uma alta concentração de clorofila e vegetação em boas condições. Já na estiagem, o pico desloca-se para 1,0, indicando uma redução da clorofila e da saúde da vegetação, causada pela falta de água e pelo estresse hídrico. A menor dispersão sugere que a vegetação perdeu parte de sua vitalidade.

Figura 23 - Histogramas dos Índices NDVI e GCVI da Reserva Biológica de Serra Negra



Fonte: Autor

- **Corpos Hídricos**

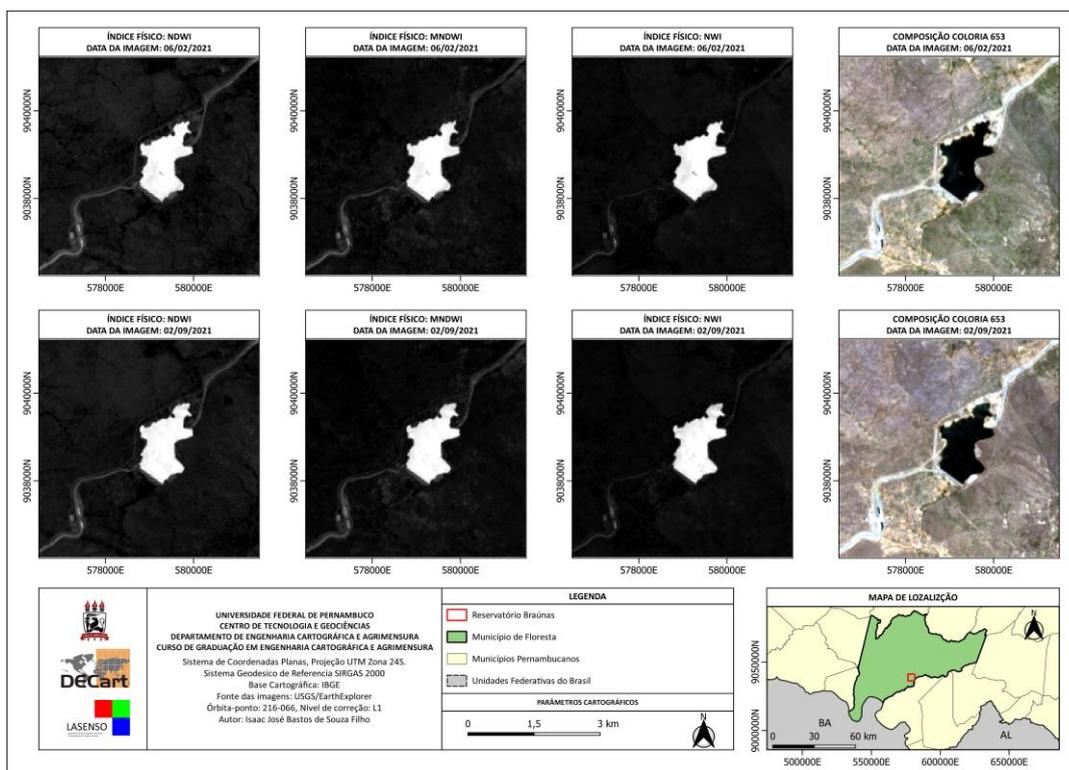
Na comparação entre os períodos de pós-chuva (06/02/2021) e estiagem (02/09/2021), os índices NDWI, MNDWI e NWI revelaram poucas variações na detecção de água no Reservatório Braúnas.

No período de pós-chuva, o NDWI mostra o reservatório bem delimitado, com as áreas de água claramente destacadas em branco. As áreas de solo ao redor aparecem mais escuras, indicando uma boa separação entre a água e o solo úmido. O índice capta eficientemente a presença de água no reservatório. Durante a estiagem, o NDWI revela uma redução pouco significativa na área de água, mesmo mantendo a separação clara entre água e solo seco, o contorno do reservatório apresentando poucas mudanças em relação ao período de pós-chuva. Isso indica que não houve variações significativas entre os períodos de pós-chuva e estiagem.

No período de pós-chuva, o MNDWI apresenta resultados semelhantes ao NDWI, com uma boa delimitação das áreas de água no reservatório. O índice separa eficientemente a água das áreas ao redor, com as superfícies aquáticas destacadas em branco e as áreas terrestres em tons mais escuros, refletindo o solo úmido. Durante a estiagem, o MNDWI também mostra pouca diminuição na área do reservatório, semelhante ao que foi observado com o NDWI. O índice mantém uma boa separação entre a água e o solo seco ao redor.

No período de pós-chuva, o NWI destaca o reservatório de forma clara, com as áreas de água muito bem definidas em branco. O índice é eficaz na separação entre superfícies aquáticas e terrestres, permitindo uma boa identificação da extensão do reservatório. Durante a estiagem, o NWI continua a captar bem a presença de água no reservatório, oferecendo um contraste melhor entre as áreas de água e as superfícies terrestres em comparação aos outros índices. No entanto, esse contraste elevado dificultou a representação dos trechos de água antes e após o reservatório.

Figura 24 - Comparação entre os Índices NDWI, MNDWI, NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Braúnas



Fonte: Autor

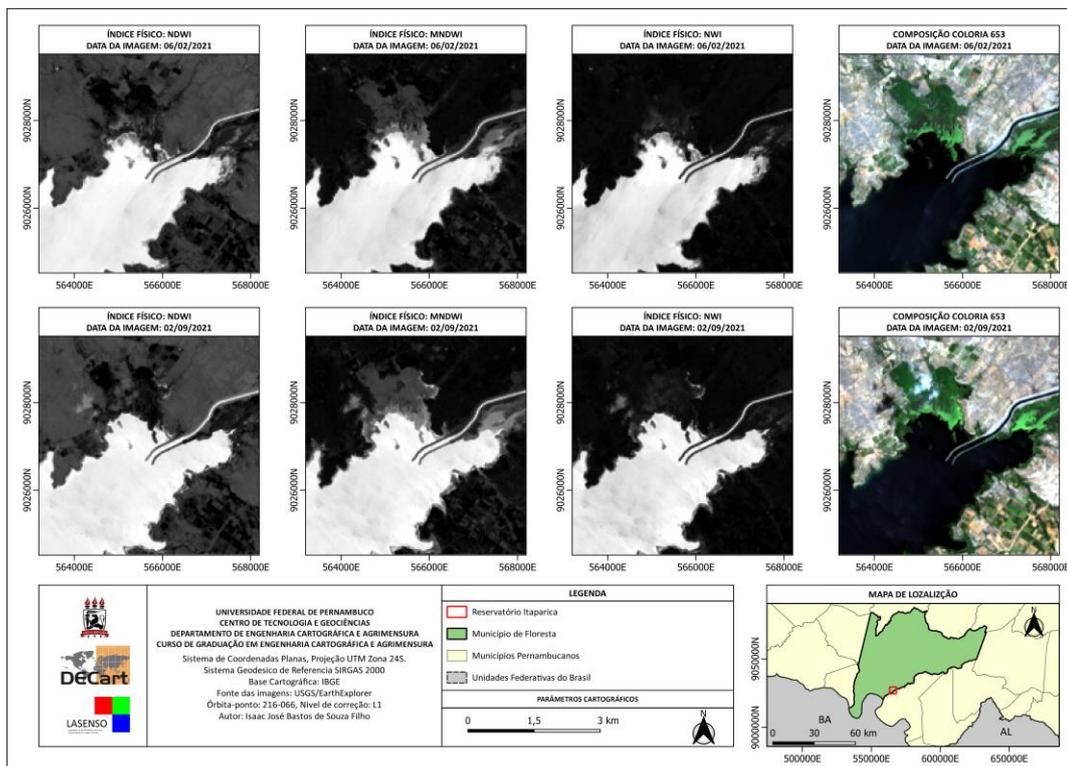
Na comparação entre os períodos de pós-chuva (06/02/2021) e estiagem (02/09/2021), os índices NDWI, MNDWI e NWI apresentaram variações na detecção de água no Reservatório Itaparica.

No período de pós-chuva, o NDWI mostra o reservatório bem delimitado, com as áreas de água claramente destacadas em branco, separadas de forma eficiente das superfícies ao redor, que aparecem em tons mais escuros. O índice capta com precisão a presença de água, refletindo a boa condição hídrica do reservatório nesse período. Durante a estiagem, o NDWI revela uma leve diminuição na área de água, embora o contorno do reservatório permaneça bem definido. As margens do reservatório começam a se expor um pouco mais, mas a separação entre água e solo seco é mantida de maneira eficaz.

No período de pós-chuva, o MNDWI apresenta resultados semelhantes ao NDWI, mostrando uma clara delimitação das áreas de água. A separação entre água e as áreas de solo úmido e vegetação ao redor é eficiente, com o índice refletindo de maneira clara as condições do reservatório. Durante a estiagem, o MNDWI mostra uma pequena redução na área do reservatório, semelhante ao NDWI, mas mantém uma boa distinção entre a água e o solo exposto. O índice continua a ser eficaz na identificação das áreas de água, mesmo com a ligeira diminuição do volume.

No período de pós-chuva, o NWI destaca o reservatório com uma clareza notável, com as áreas de água fortemente contrastadas em branco em relação às áreas terrestres. O índice é eficaz na separação das superfícies aquáticas e terrestres, capturando bem os corpos d'água presentes no reservatório. Durante a estiagem, o NWI mantém uma boa capacidade de capturar a presença de água, embora com uma leve diminuição na área coberta por água. No entanto, em comparação aos outros índices, o NWI apresenta um contraste melhor entre as áreas de água e as superfícies terrestres.

Figura 25 - Comparação entre os Índices NDWI, MNDWI, NWI e a composição colorida 432 do Reservatório Itaparica



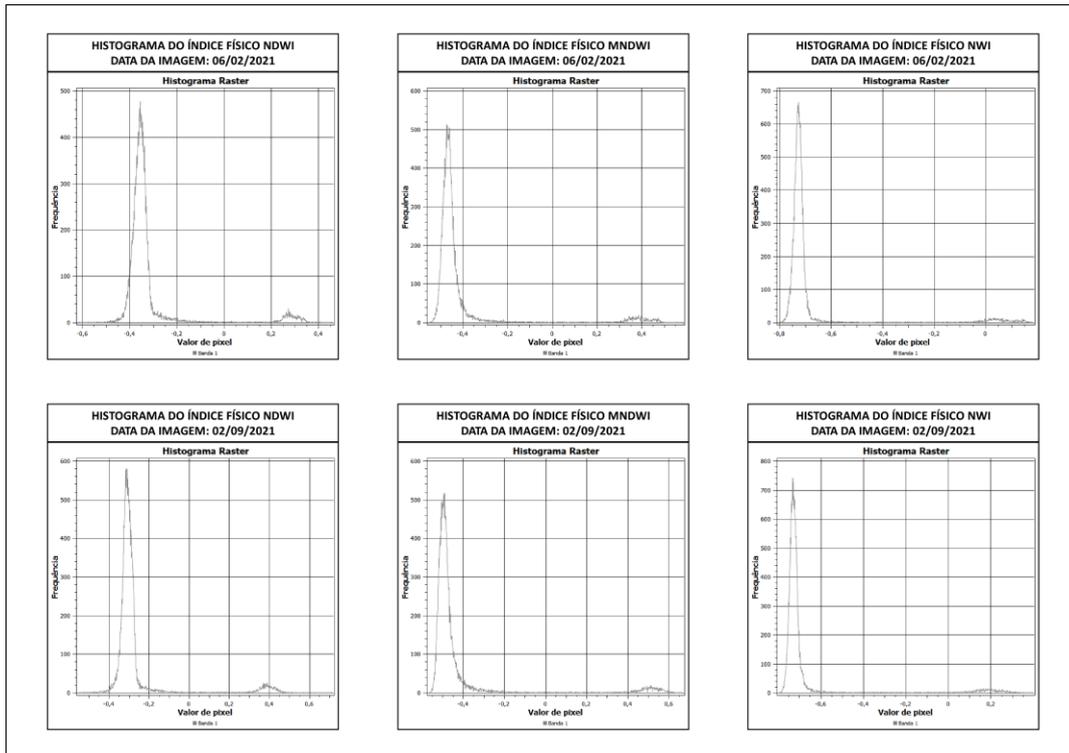
Fonte: Autor

No período de pós-chuva, o histograma do NDWI apresenta um pico em torno de -0,2, com uma leve dispersão até 0,2, indicando a presença de grandes áreas de água e boa separação entre água e solo úmido ou vegetação aquática. Na estiagem, o pico desloca-se para -0,3, sugerindo uma redução das áreas de água e uma maior interferência de solo exposto.

No período de pós-chuva, o MNDWI tem um pico em -0,3, com boa separação entre água e superfícies adjacentes. Durante a estiagem, o pico desloca-se para -0,4, indicando uma diminuição das áreas de água e maior exposição de solo seco, mas o índice ainda separa bem as áreas de água.

O NWI, no pós-chuva, apresenta um pico em torno de -0,5, com leve dispersão até 0,0, capturando com eficácia as áreas de água. Na estiagem, o pico permanece em -0,5, mas com maior interferência de superfícies secas, refletindo a diminuição das áreas de água.

Figura 26 - Histogramas dos Índices NDWI, MNDWI e NWI do Reservatório Braúnas



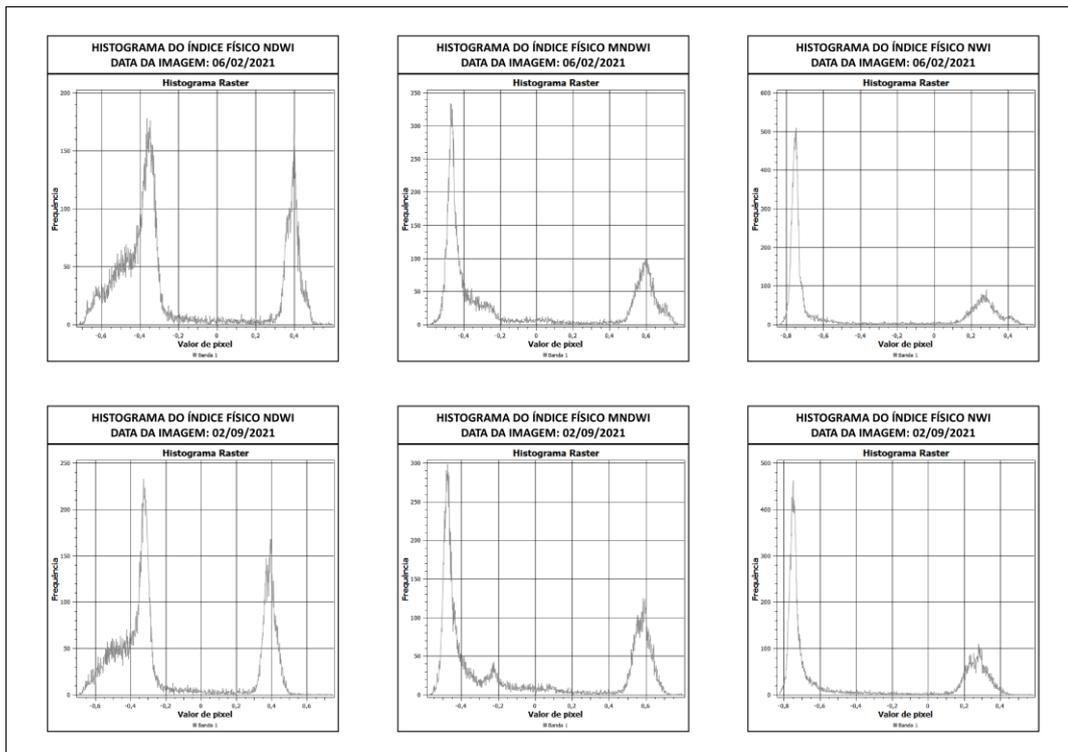
Fonte: Autor

No período de pós-chuva, o histograma do NDWI apresenta dois picos: um em -0,3, indicando grandes áreas de água, e outro em 0,4, refletindo superfícies próximas, como solo úmido. Na estiagem, os picos se mantêm, mas há uma leve redução na área coberta por água e maior interferência de superfícies secas, embora o índice ainda detecte bem as áreas de água.

O MNDWI também apresenta dois picos no pós-chuva, um em -0,3 e outro em 0,6, indicando a separação eficaz entre água e superfícies adjacentes. Na estiagem, os picos se mantêm, mas com maior exposição de solo seco, mostrando que o índice continua eficiente na separação das áreas aquáticas e superfícies secas.

O NWI, no pós-chuva, apresenta um pico acentuado em -0,6, refletindo a boa separação das áreas de água. Na estiagem, o pico permanece, mas há uma leve diminuição dos valores negativos, indicando a redução da água e maior interferência de superfícies secas, mas o índice ainda separa bem as áreas de água.

Figura 27 - Histograma do Índice NWI do Reservatório Itaparica de 02/09/2021



Fonte: Autor

6 CONCLUSÃO

Com base nos resultados obtidos, foi possível concluir que os diferentes índices físicos analisados mostraram sensibilidades variadas ao identificar áreas construídas, vegetação e corpos hídricos, influenciadas pelas condições climáticas e características das superfícies. O estudo foi realizado na região de Floresta – PE, em dois momentos distintos: no período de pós-chuva (06/02/2021) e na estiagem (02/09/2021).

Nas áreas construídas, o NDBI enfrentou dificuldades em separar as áreas urbanas dos solos úmidos e secos, enquanto o EBBI se mostrou mais eficiente, lidando melhor com as variações de umidade. O BAEI apresentou o pior desempenho, com dificuldades em ambos os períodos analisados, não conseguindo diferenciar adequadamente entre solo exposto e construções.

Já nas áreas com vegetação (Serra do Pico e Serra Negra), os índices NDVI e GCVI foram eficazes em captar as variações na biomassa e na concentração de clorofila, respectivamente. O NDVI se destacou ao identificar a densidade da vegetação, enquanto o GCVI se mostrou mais sensível às mudanças na saúde das plantas, especialmente durante a estiagem, quando houve uma queda considerável nos níveis de clorofila.

Nos corpos hídricos (Reservatórios Braúnas e Itaparica), os índices NDWI, MNDWI e NWI delimitaram bem as áreas de água, com poucas variações entre os períodos de pós-chuva e estiagem. O NWI se destacou pelo forte contraste entre as áreas de água e as superfícies terrestres, embora tenha apresentado algumas limitações na detecção de trechos menores de água próximos aos reservatórios.

Esses resultados mostram que a escolha do índice mais adequado depende do tipo de superfície analisada e das condições climáticas presentes. Para áreas urbanas, o EBBI se mostrou mais eficaz ao distinguir construções de outras superfícies. Nas áreas vegetadas, o GCVI se destacou na detecção de vegetação saudável. Já para a análise dos corpos hídricos, os índices NDWI e MNDWI foram os mais consistentes na identificação de água, mesmo com mudanças no clima.

Os resultados deste estudo são muito relevantes não só para o campo da pesquisa, mas também para aplicações práticas, como o gerenciamento de recursos naturais. Entender como as superfícies refletem a radiação em diferentes condições

climáticas é fundamental para tomadas de decisões mais sustentáveis e estratégicas, principalmente em um cenário de mudanças climáticas.

7 REFERENCIAL BIBLIOGRÁFICO

ANA. Agência Nacional de Águas e Climas, Hidroweb. Disponível em: <https://www.snirh.gov.br/hidroweb/serieshistoricas>. Acesso em: 30 jun. 2024.

AS-SYAKUR, A. R.; ADNYANA, I. W. S.; ARTHANA, I. W.; NUARSA, I. W. **Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for Mapping Built-Up and Bare Land in an Urban Area**. *Remote Sens.* 2012, 4, 2957-2970.

CRÓSTA, A. P. **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto**. Campinas. IG/UNICAMP, 1992.

GIL, A. P.; PADOVANI, C. R.; COELHO, A. L. N. **Comparação entre NDWI e MNDWI para o mapeamento de áreas inundadas no Pantanal do Taquari**. Universidade Federal do Espírito Santo, 2019.

GIL, A. P.; PADOVANI, C. R.; COELHO, A. L. N. **Comparação entre NDWI e MNDWI para o mapeamento de áreas inundadas no Pantanal do Taquari**. Universidade Federal do Espírito Santo, 2019.

GUEDES, J. C. F.; SILVA, S. M. P. da. **Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação: Princípios Físicos, Sensores e Métodos**. *Acta Geográfica*, Boa Vista, v. 12, n. 29, p. 127-144, mai./ago. 2018.

KEBEDE, T. A.; HAILU, B. T.; SURYABHAGAVAN, K. V. **Evaluation of spectral built-up indices for impervious surface extraction using Sentinel-2A MSI imageries: A case of Addis Ababa city, Ethiopia**. *Environmental Challenges*, v. 8, p. 100568, 2022.

KRIZEK, J. P. O.; SANTOS, L. C. M. **Protocolo metodológico para obtenção dos valores de radiância, emissividade e temperatura de superfície de imagens Landsat 8 utilizando LEGAL**. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 15, n. 6, p. 3077-3092, 2022.

LAONAMSAI, J. et al. **Utilizing NDWI, MNDWI, SAVI, WRI, and AWEI for Estimating Erosion and Deposition in Ping River in Thailand**. *Hydrology*, v. 10, n. 3, p. 70, 2023.

LUZ, L. B. da et al. **Utilização do NDVI e NDBI para avaliação da expansão urbana no município do Rio das Ostras - RJ, utilizando a plataforma Google Earth Engine**. *Revista Brasileira de Cartografia*, v. 71, n. 2, p. 401-414, 2019.

Lynch, P.; Blesius, L.; Hines, E. **Classification of Urban Area Using Multispectral Indices for Urban Planning**. *Remote Sens.* 2020, 12, 2503.

McFEETERS, S. K. **The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features**. *International Journal of Remote Sensing*, v. 17, n. 7, p. 1425-1432, 1996.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto**. UnB-CNPq. Brasília, 2012

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS**. In: *Proceedings of the Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Volume I: Technical Presentations*, NASA SP-351, 1973, p. 309-317.

USGS (United States Geological Survey). **Landsat 8**. Disponível em: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-8>. Acesso em: 27 maio 2024.

XU, H. **Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery**. *International Journal of Remote Sensing*, v. 27, n. 14, p. 3025-3033, 2006.

YANG, J.; DU, X. **An enhanced water index in extracting water bodies from Landsat TM imagery**. *Annals of GIS*, v. 23, n. 3, p. 141-148, 2017.

ZANOTTA, D. C.; LIMA, J. C.; SOUZA, R. T. **Processamento de Imagens de Satélite**. São Paulo: Oficina de Textos, 2019.

ZHA, Y.; GAO, J.; NI, S. **Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery**. *International Journal of Remote Sensing*, v. 24, n. 3, p. 583-594, 2003.

ZHANG, L.; ZHAO, Y.; LIU, W.; DONG, Z.; ZHANG, J.; WANG, X.; HAN, A.; LI, Z.; SHI, T.; XU, L.; WANG, H.; ZHU, Y.; YUAN, Y.; BAO, Y. **Integrating satellite-derived climatic and vegetation indices to predict smallholder maize yield using deep learning**. *Agricultural and Forest Meteorology*, v. 311, p. 108666, 2021.

ZHI, F.; DONG, Z.; GUGA, S.; BAO, Y.; HAN, A.; ZHANG, J.; BAO, Y. **Rapid and Automated Mapping of Crop Type in Jilin Province Using Historical Crop Labels and the Google Earth Engine**. *Remote Sens.*, 2022, 14, 4028.