



CAROLINA SILVA DE CARVALHO SOUZA

**MAPEAMENTO DA SUPERFÍCIE DE ÁGUA NO PANTANAL,
USANDO OS ÍNDICES ESPECTRAIS NDWI E MNDWI**

**LAVRAS – MG
2023**

CAROLINA SILVA DE CARVALHO SOUZA

**MAPEAMENTO DA SUPERFÍCIE DE ÁGUA NO PANTANAL, USANDO OS
ÍNDICES ESPECTRAIS NDWI E MNDWI**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia Florestal, para obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Fausto Weimar Acerbi Junior

**LAVRAS - MG
2023**

CAROLINA SILVA DE CARVALHO SOUZA

**MAPEAMENTO DA SUPERFÍCIE DE ÁGUA NO PANTANAL,
USANDO OS ÍNDICES ESPECTRAIS NDWI E MNDWI**

**MAPPING OF SURFACE WATER IN THE PANTANAL, USING THE
NDWI AND MNDWI SPECTRAL INDEXES**

Monografia apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Curso de Engenharia Florestal, para obtenção do título de Bacharel.

APROVADA – 24/11/2023

Eng. Florestal Krisnara Soares Mairinck Abreu

Dr. Anny Francielly Ataíde Gonçalves

Prof. Dr. Fausto Weimar Acerbi Junior
Orientador

**LAVRAS – MG
2023**

Dedico este trabalho aos meus pais, Jefferson de Carvalho Souza e Inalilian Silva de Carvalho Souza, com todo o meu amor e gratidão, por tudo que fizeram por mim ao longo da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por ter me proporcionado chegar até aqui, e, acima de tudo, não ter me permitido desistir.

Aos meus pais, Jefferson de Carvalho Souza e Inalilian Silva de Carvalho Souza, pois tudo que eu sou hoje e conquistei, veio do esforço deles, que sempre me apoiaram em toda minha caminhada, e me ensinaram a batalhar pelos meus sonhos.

Ao meu professor e orientador Fausto, pelos conselhos e orientações, compartilhando seus conhecimentos.

A empresa júnior Floresta Júnior, que me fez conhecer pessoas maravilhosas e que me ajudaram a vencer limites que eu acreditava não ser possível.

As “meninas”, meu obrigado por todos os momentos que compartilhamos juntas.

E em especial a Lívia Frade Caldonazo que foi para mim como uma irmã durante todos os anos que estive em Lavras.

“A verdadeira viagem do descobrimento não consiste em procurar novas paisagens, mas em ter novos olhos”

Marcel Proust

RESUMO GERAL

As técnicas de sensoriamento remoto, quando aliadas à acessibilidade das imagens orbitais, podem contribuir de forma significativa para o desenvolvimento de pesquisas nos mais diversos campos, principalmente os ambientais. O uso de índices físicos como o NDWI (*Normalized Difference Water Index*) e o MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*) auxiliam na quantificação da variação da superfície de água no Pantanal, que é de fundamental importância para o estudo da disponibilidade de água na região. Além de poder mapear e monitorar o uso e ocupação da terra, é possível realizar análises mais precisas com um maior detalhamento das feições naturais, a principal vantagem das técnicas de sensoriamento são a redução de custos e a agilidade. Nesse contexto, o objetivo deste trabalho foi processar os índices espectrais NDWI e MNDWI para avaliar as mudanças ocorridas na superfície de água do Pantanal, através de uma série histórica de 2013 a 2022, com a utilização de imagens do satélite Landsat 8 OLI/TIRS C2 L2, órbitas 225, 226 e 227, cenas 72, 73, 74, 75 e 76. A metodologia foi baseada no processamento digital de imagens, com o processamento dos índices espectrais NDWI e MNDWI, que teve como objetivo analisar o comportamento e quantificar a área da superfície de água na área de estudo, observando se houve ou não perda significativa. Com a análise foi possível identificar que o ano de 2014 apresentou a maior área com presença de superfície de água, e o ano de 2022 apresentou a menor área, apresentando, assim, um decréscimo de 71,92% da superfície de água do ano de 2014 a 2022.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto, superfície de água, NDWI, MNDWI, Landsat 8 OLI.

ABSTRACT

Remote sensing techniques, when combined with the accessibility of orbital images, can contribute significantly to the development of research in the most diverse fields, especially environmental ones. The use of physical indices such as the NDWI (Normalized Difference Water Index) and the MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) help to quantify the variation in the water surface in the Pantanal, which is of fundamental importance for the study of water availability in the region. In addition to being able to map and monitor land use and occupation, it is possible to carry out more precise analyzes with greater detail of natural features. The main advantages of sensing techniques are cost reduction and agility. In this context, the objective of this work was to process the NDWI and MNDWI spectral indices to evaluate the changes occurring in the water surface of the Pantanal, through a historical series from 2013 to 2022, using images from the Landsat 8 OLI/TIRS C2 satellite. L2, orbits 225, 226 and 227, scenes 72, 73, 74, 75 and 76. The methodology was based on digital image processing, with the processing of the NDWI and MNDWI spectral indices, which aimed to analyze the behavior and quantify the water surface area in the study area, observing whether or not there was significant loss. With the analysis it was possible to identify that the year 2014 presented the largest area with the presence of water surface, and the year 2022 presented the smallest area, thus presenting a decrease of 71.92% in the water surface of the year 2014 to 2022.

Keywords: Remote sensing, water surface, NDWI, MNDWI, Landsat 8 OLI.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Delimitação dos biomas brasileiros.

Figura 2 - Bacia Hidrográfica do bioma Pantanal.

Figura 3 - Subdivisões do bioma Pantanal.

Figura 4 - Missões Landsat: Datas de lançamento e encerramento.

Figura 5 – Localização da área de estudo.

Figura 6 - Delimitação da área de estudo.

Figura 7 – Evolução da cobertura do solo do Pantanal (1985 a 2021).

Figura 8 – Website United States Geological Survey, demarcação da área de interesse.

Figura 9 – Comparação entre as imagens antes e depois da fusão espectral.

Figura 10 - Cobertura da imagem sobre a área de estudo.

Figura 11 – Fluxograma das etapas realizadas para o processamento dos dados raster.

Figura 12 - NDWI para a área de estudo no ano de 2013.

Figura 13 - NDWI para a área de estudo no ano de 2014.

Figura 14 - NDWI para a área de estudo no ano de 2015.

Figura 15 - NDWI para a área de estudo no ano de 2016.

Figura 16 - NDWI para a área de estudo no ano de 2017.

Figura 17 - NDWI para a área de estudo no ano de 2018.

Figura 18 - NDWI para a área de estudo no ano de 2019.

Figura 19 - NDWI para a área de estudo no ano de 2020.

Figura 20 - NDWI para a área de estudo no ano de 2021.

Figura 21 - NDWI para a área de estudo no ano de 2022.

Figura 22 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2013.

Figura 23 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2014.

Figura 24 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2015.

Figura 25 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2016.

Figura 26 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2017.

Figura 27 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2018.

Figura 28 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2019.

Figura 29 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2020.

Figura 30 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2021.

Figura 31 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2022.

Figura 32 – Classificação do NDWI para o ano de 2013.

Figura 33 – Classificação do NDWI para o ano de 2014.

Figura 34 – Classificação do NDWI para o ano de 2015.

Figura 35 – Classificação do NDWI para o ano de 2016.

Figura 36 – Classificação do NDWI para o ano de 2017.

Figura 37 – Classificação do NDWI para o ano de 2018.

Figura 38 – Classificação do NDWI para o ano de 2019.

Figura 39 – Classificação do NDWI para o ano de 2020.

Figura 40 – Classificação do NDWI para o ano de 2021.

Figura 41 – Classificação do NDWI para o ano de 2022.

Figura 42 – Classificação do MNDWI para o ano de 2013.

Figura 43 – Classificação do MNDWI para o ano de 2014.

Figura 44 – Classificação do MNDWI para o ano de 2015.

Figura 45 – Classificação do MNDWI para o ano de 2016.

Figura 46 – Classificação do MNDWI para o ano de 2017.

Figura 47 – Classificação do MNDWI para o ano de 2018.

Figura 48 – Classificação do MNDWI para o ano de 2019.

Figura 49 – Classificação do MNDWI para o ano de 2020.

Figura 50 – Classificação do MNDWI para o ano de 2021.

Figura 51 – Classificação do MNDWI para o ano de 2022.

Figura 52 – Comparação entre as classificações de superfície de água – MapBiomais e NDWI (2022).

Figura 53 – Comparação entre as classificações de superfície de água – MapBiomais e MNDWI (2022).

Figura 54 – Concordância espacial entre os mapeamentos – NDWI e MapBiomais (2022).

Figura 55 – Concordância espacial entre os mapeamentos – MNDWI e MapBiomais (2022).

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Variação da área correspondente à superfície de água (2013-2022).

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Bandas do satélite LANDSAT 8.

Tabela 2 - Descrição das cenas e suas órbitas.

Tabela 3 – Valores máximos e mínimos do NDWI para os anos de estudo.

Tabela 4 – Valores máximos e mínimos do MNDWI para os anos de estudo.

Tabela 5 – Quantificação da área com presença de superfície de água para os anos de estudo segundo o índice NDWI.

Tabela 6 – Quantificação da área com presença de superfície de água para os anos de estudo segundo o índice MNDWI.

LISTA DE SIGLAS

DN - *Digital Number*

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

LaSRC - *Land Surface Reflectance Code*

NASA - *National Aeronautics and Space Administration*

NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

MNDWI - Índice de Diferença de Água Normalizada Modificado

NDWI - Índice de Água por Diferença Normalizada

NIR - Infravermelho próximo

OLI - *Operational Land Imager*

RGB - *Red, Green and Blue*

SIG – Sistema de Informações Geográficas

SR – Sensoriamento Remoto

SWIR – Infravermelho médio

TIRS - *Thermal Infrared Sensor*

UNESCO - *United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*

USGS - *United States Geological Survey*

WRS-1 - *Worldwide Reference System*

WRS-2 - *Worldwide Reference System-2*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
2. REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1. O BIOMA PANTANAL	17
2.2. O SENSORIAMENTO REMOTO	21
2.3. LANDSAT	24
2.4. ÍNDICES ESPECTRAIS	27
3. METODOLOGIA	31
3.1. ÁREA DE ESTUDO	31
3.2. ASPECTOS FÍSICOS	32
3.3. BASE DE DADOS	33
3.4. AQUISIÇÃO E PROCESSAMENTO DE DADOS RASTER	34
3.5. ÍNDICE DE ÁGUA POR DIFERENÇA NORMALIZADA	37
3.6. ÍNDICE DE DIFERENÇA DE ÁGUA NORMALIZADA MODIFICADO	38
3.7. QUANTIFICAÇÃO DA ÁREA QUE APRESENTA SUPERFÍCIE DE ÁGUA	38
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	39
5. CONCLUSÃO	67
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	68

1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, as atividades antrópicas têm contribuído para o desencadeamento de uma série de alterações na paisagem terrestre e, mais recentemente, na atmosfera. Segundo o Atlas da Mortalidade e Perdas Econômicas por Extremos Meteorológicos, Climáticos e Hídricos (*Atlas of Mortality and Economic Losses from Weather, Climate and Water Extremes*) divulgado pela Organização Meteorológica Mundial (WMO, em inglês) em 2021, as Mudanças Climáticas e os eventos extremos quintuplicaram o número de desastres naturais em 50 anos.

As alterações climáticas antropogênicas aumentaram (com alta confiança) os eventos de extremo nível do mar associados com alguns ciclones tropicais, os quais aumentaram a intensidade de outros eventos extremos, como as inundações e os impactos associados. As baixas megacidades, deltas, costas e ilhas em muitas partes do mundo provavelmente irão experimentar esses eventos anualmente até 2050 sob todos os futuros cenários de emissões. (...) O número de desastres aumentou em cinco vezes durante o período de 50 anos: Enquanto 711 catástrofes foram registradas para 1970-1979, 3.536 foram registrados em 2000-2009 (WMO, 2021).

O Pantanal brasileiro é uma extensa área, localizada na região Centro-Oeste do Brasil, atravessando os estados do Mato Grosso (MT) e Mato Grosso do Sul (MS), bem próximo das fronteiras com Bolívia e Paraguai. O bioma é controlado pela bacia do Alto Paraguai, situada entre o Brasil, Bolívia e Paraguai, e é dividido em duas regiões: a parte norte (MT) que recebe o nome de Pantanal Amazônico, e a parte sul (MS), a qual é chamada de Pantanal Menor.

Segundo o Ministério do Meio Ambiente (MMA, 2021), o bioma Pantanal é considerado uma das maiores extensões úmidas e contínuas do planeta, ocupando cerca de 1,76% da área total do território brasileiro. Devido à sua biodiversidade e sociodiversidade, foi declarado Patrimônio Nacional pela Constituição Brasileira de 1988, sítio designado como área de relevante importância internacional pela Convenção de Áreas Úmidas RAMSAR no ano de 1993 e Reserva da Biosfera pela UNESCO no ano de 2000 (NEVES, 2009) devido a sua importância para a conservação.

O bioma Pantanal é considerado uma das maiores extensões úmidas contínuas do planeta. Este bioma continental é considerado o de menor extensão territorial

no Brasil, entretanto este dado em nada desmerece a exuberante riqueza que o referente bioma abriga. A sua área aproximada é 150.355 km² (IBGE,2004), ocupando assim 1,76% da área total do território brasileiro. Em seu espaço territorial, o bioma, que é uma planície aluvial, é influenciado por rios que drenam a bacia do Alto Paraguai (MMA, 2021).

Embora o Pantanal seja o bioma brasileiro que é mais bem preservado, a região adjacente onde nascem muitos dos rios que transportam água do Pantanal, já foi desmatada em 55%, segundo a organização *World Wildlife Fund* (WWF, 2023).

Os processos hidrológicos variam rapidamente no espaço e no tempo. As informações coletadas por sensores remotos via satélite, fornecem dados de observação da superfície da Terra com elevada frequência temporal e alta resolução espacial, cobrindo uma imensa área, e podendo assim serem usadas para complementar as informações de áreas com poucos dados de medições em campo (LIU, 2007).

Nesse sentido, o sensoriamento remoto, que se trata de um conjunto de atividades tecnológicas, no qual é possível obter informações de objetos característicos da superfície terrestre, sem qualquer contato físico, tem a vantagem de proporcionar em tempo sincronizado uma densa rede de dados (NICHOL, 1996; MORAES, 2002).

O uso de sensoriamento remoto tem-se tornado uma importante ferramenta com grande potencial para análise ambiental, possibilitando o monitoramento da biodiversidade através da integração de diversas fontes de dados e da investigação sistemática de todas as unidades territoriais, oferecendo vantagens na obtenção de informação com ampla cobertura espacial da região de estudo (DA SILVA, 1992; LIMA, 2010; SENA et al., 2012).

Com o advento dos sensores orbitais, principalmente a partir da série de satélites Landsat, grandes áreas puderam ser caracterizadas e monitoradas, o que possibilitou a realização de estudos em extensas regiões (JENSEN, 2005). Com essa fonte de resolução espacial da superfície terrestre, onde os novos registros podem ser comparados com os anteriores, é possível visualizar mudanças provocadas por ações humanas ao longo dos anos.

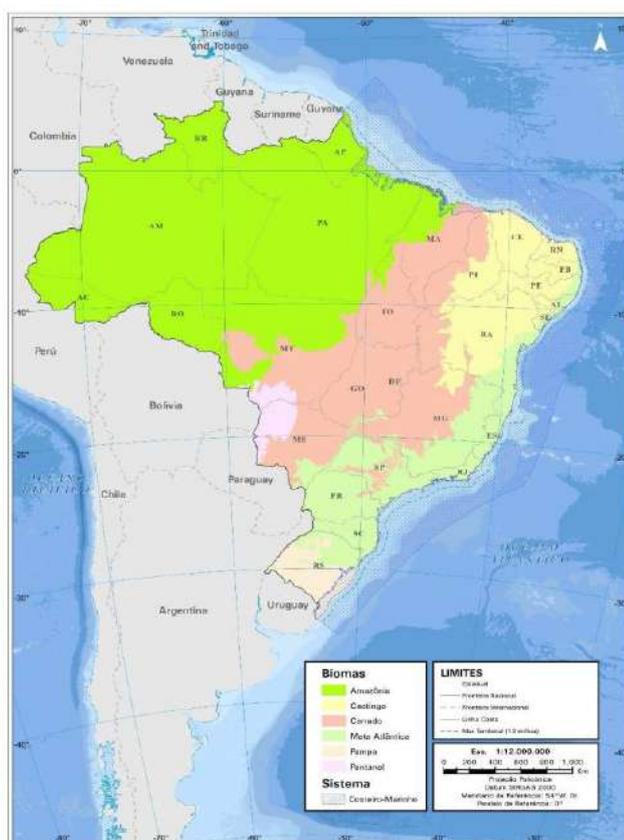
Dessa maneira, o objetivo do trabalho é avaliar o comportamento da superfície de água na região do Pantanal, por meio de técnicas de sensoriamento remoto, com uma série histórica de imagens do satélite Landsat 8 (30 metros de resolução espacial) e dados dos sensores *Thermal Infrared* (TIRS) e *Operational Land Imager* (OLI), visando possibilitar uma análise mais compreensiva da distribuição espaço-temporal da água no período de 2013 a 2022 para a área de estudo.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. O Bioma Pantanal

O Pantanal é o menor bioma brasileiro, e de acordo com o IBGE é um conjunto de vida vegetal e animal, o qual é constituído pelo agrupamento de tipos de vegetação que são próximos e que podem ser identificados em nível regional, apresenta condições de geologia e clima semelhantes e que, historicamente, sofreram os mesmos processos de formação da paisagem, resultando em uma diversidade de flora e fauna própria.

Figura 1 - Delimitação dos biomas brasileiros.



Fonte: IBGE.

O bioma é considerado patrimônio nacional desde a Constituição Federal de 1988 e Reserva da Biosfera pela UNESCO (*United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization* - Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura) desde 2000 (IBGE, 2004).

A formação da região do Pantanal segundo Ab'Saber (2006) é oriunda de uma reativação tectônica que, com o passar do tempo, deu origem à depressão pantaneira, entre centenas de milhares ou, no máximo, três milhões de anos. O Pantanal, em sua análise, inclui

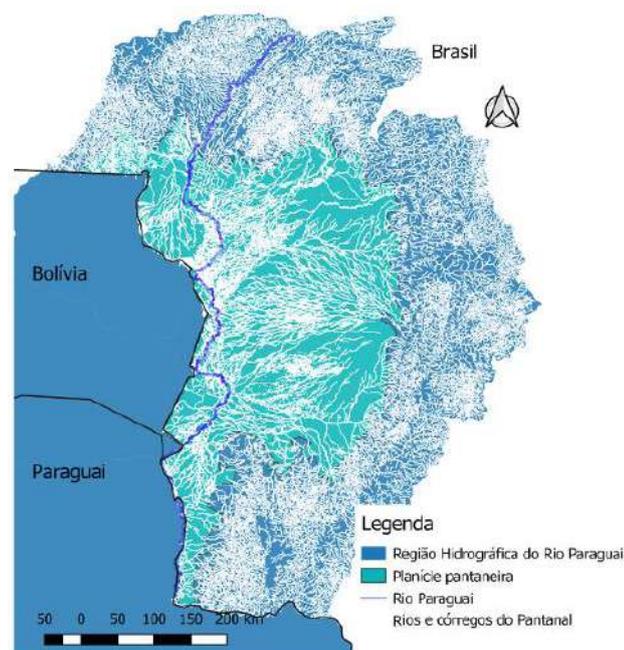
ecossistemas do domínio de cerrados, chaco, componentes bióticos do nordeste seco e da região amazônica. Portanto, trata-se de um complexo regional (AB'SABER, 2006).

O bioma Pantanal encontra-se ligado e sofre influências de três importantes biomas brasileiros: a Amazônia, o Cerrado e a Mata Atlântica, além das influências do bioma Chaco, o qual se encontra localizado no norte do Paraguai e leste da Bolívia. Segundo Faria e Nicola (2007), a região é considerada um elo entre a Bacia Amazônica e a Bacia do Prata, sendo, portanto, de suma importância para o equilíbrio entre os biomas vizinhos.

O Pantanal é considerado uma bacia de sedimentação ativa, deprimida e plana e que devido à baixa topográfica tem suas terras sazonalmente sujeitas a inundações, cuja rede de drenagem é comandada pelo rio Paraguai. Sua altimetria, variando entre 80m e 190m, apresenta um gradiente topográfico que varia entre 0,3 e 0,5 m/km no sentido Leste-Oeste e 0,3 a 0,15 m/km no sentido Norte-Sul, o que contribui para barrar o escoamento do rio Taquari e, conseqüentemente, efetivar o alagamento da área (FRANCO & PINHEIRO, 1982; BONI, 2017).

A bacia do Alto Paraguai é fundamental para a conformação ecológica do Pantanal, e é compartilhada pelo Brasil, Bolívia e Paraguai., totalizando uma área de 600 km², dos quais 362 mil km² localizam-se no Brasil. Desse total, 148 mil km² formam o Pantanal e os 214 mil km² restantes estão no Planalto, considerando, ainda, que a maioria do território está dominada pelo agronegócio (ALMEIDA e MAISONNAVE, 2021).

Figura 2 - Bacia Hidrográfica do bioma Pantanal.



Fonte: GenomicLab.

Para a conservação do Pantanal, é importante que seja levado em consideração a bacia hidrográfica como um todo e não apenas a planície alagável, visto que tudo está interligado. A determinação do equilíbrio ambiental e dos processos ecológicos do Pantanal são feitos por eventos, naturais ou não, os quais ocorrem nas partes altas da bacia hidrográfica (WWF, 2023).

O território é caracterizado pela sazonalidade intra-anual nos regimes de seus rios, o que ocorre em razão da parca capacidade de drenagem do sistema, baixa declividade da planície e pouca permeabilidade do solo, condições que favorecem o seu alagamento (GALDINO et al., 2011).

O Pantanal é composto por fragmentos de paisagens que se articulam, as quais mantêm uma intrínseca relação com o planalto circundante. Estudos apontam que não existe somente um Pantanal, mas sim vários Pantanaís, a depender da escala e dos critérios utilizados na determinação de suas subdivisões.

Figura 3 - Subdivisões do bioma Pantanal.



Fonte: Valor Econômico.

Os solos do Pantanal são de origem sedimentar, recentes ou sub-recentes, que ocorrem na fase argilosa e arenosa, sendo de forma alternada e descontínua. Sendo assim, o solo é praticamente todo recoberto por solos hidromórficos, que refletem a deficiência da drenagem responsável por sua inundação periódica e prolongada, e por conta disto pode apresentar diferentes classes (REZENDE FILHO, 2006; REZENDE-FILHO, 2011; CRISTOFORI, 2023).

O bioma é gerido por um ciclo de águas, o qual é estabelecido por duas estações bem definidas. Na temporada de seca, que ocorre de abril até outubro, a água que inundava a planície passa a ficar cada vez mais escassa e se concentra em pequenas poças. As árvores perdem suas folhas para que possam economizar água e a paisagem, que antes era uma verde e exuberante, se torna marrom e árida. As cheias atingem cerca de 80% do Pantanal, fazendo com que se transforme em um impressionante lençol d'água, que ocasiona o afastamento de parte da população rural, que migra de forma temporária para as cidades ou vilas (WWF, 2023).

A estação de cheia, que ocorre de novembro até março, se inicia com as primeiras chuvas. O rio Paraguai e seus afluentes absorvem mais água do que conseguem suportar, transbordam e transformam o Pantanal na maior planície inundável do planeta. As terras baixas são ocupadas completamente pela água e os campos de vegetação herbácea se transformam nas vazantes. As aves que acasalaram durante a seca, se aproveitam da época de fartura para alimentar seus filhotes. Os campos alagados são deixados pelos mamíferos, os quais vão para lugares mais elevados, e as cegonhas, patos, jacarés e peixes procuram alimento entre as plantas aquáticas que começam a se desenvolver.

A influência do subir e baixar das águas no ambiente natural resulta em biodiversidade e sociodiversidade peculiares. O Pantanal é habitat de 263 espécies de peixes, 113 de répteis, 41 anfíbios, 463 de aves, 1.032 de borboletas e 132 espécies de mamíferos, sendo 2 endêmicas e cerca de 2.000 espécies de plantas (BRASIL, s/d). Esses números indicam que o Pantanal não possui altos valores de endemismo, mas, apesar disso, a área possui uma grande abundância de animais. O Pantanal é considerado a área úmida mais rica do mundo em diversidade de aves (TUBELIS; TOMS, 2003).

O ciclo das águas no bioma Pantanal é essencial para a manutenção da rica biodiversidade presente no local. Diante disso, as enchentes periódicas permitem a renovação dos ecossistemas, transportando nutrientes e facilitando a reprodução de diversas espécies de peixes, aves migratórias e mamíferos aquáticos. As áreas alagadas fornecem recursos alimentares abundantes, os quais impulsionam a produtividade ecológica (SWARTS, 2000; CRISTOFORI, 2023).

Contudo, a escassez das chuvas sazonais, que desempenham um importante papel na regulação do ciclo hidrológico, influenciando a quantidade e a distribuição das áreas alagadas, têm afetado esse ciclo de forma significativa. Com isso, tem causado alterações nos padrões de chuva e períodos de seca mais prolongados. Essas condições climáticas associadas às pressões antrópicas, como o desmatamento, que se mostra cada vez mais presente, aumenta o risco de ocorrência de queimadas no Pantanal, visto que a biomassa presente no bioma favorece a queima (SILVA et al., 2020; CRISTOFORI, 2023).

2.2. O Sensoriamento Remoto

O estudo do espaço geográfico e dos aspectos ambientais nele inseridos implica uma série de conhecimentos e informações que podem ser trabalhadas de maneira mais ágil, simples e rápida com as novas tecnologias. As geotecnologias podem ser entendidas como novas tecnologias ligadas às geociências, as quais trazem avanços significativos no desenvolvimento de pesquisas, em ações de planejamento, em processos de gestão e em tantos outros aspectos relacionados à estrutura do espaço geográfico (FITZ, 2008).

O sensoriamento remoto é capaz de obter informações de locais localizados na superfície, com a utilização de sensores, não havendo a necessidade de se ter um contato físico (CHUVIECO, 1995). Dessa forma, o uso de dados provenientes de sensores, tendo como base a análise de imagens de satélites, é um dos meios que se dispõe para acelerar e reduzir os custos dos mapeamentos e da detecção de mudanças ambientais.

O sensoriamento remoto pode ser compreendido como o conjunto de técnicas que possibilitam a extração, à distância, de informações de alvos de interesse na superfície da terra. As quais são conseguidas pela detecção, quantificação e análise da energia eletromagnética refletida, absorvida, transmitida e/ou emitida pelos alvos. A imagem de satélite é uma ferramenta que pode ser utilizada para gerar informações, que são obtidas através do comportamento espectral da cultura. As diferenças espectrais são registradas na imagem na forma de variações tonais, de cores ou de densidade. Os sensores remotos buscam detectar e mostrar as diferenças em tonalidades ou cor entre um objeto e o ambiente em que ele se encontra (VALERIO FILHO; PINTO, 1996).

A sua origem data da década de 1960, devido ao rápido desenvolvimento da área espacial nessa época, que ficou conhecida como a década da corrida espacial. Nesse período houve o rápido desenvolvimento de foguetes lançadores de satélites, o que possibilitou colocar no espaço satélites artificiais com diferentes finalidades (MENESES; ALMEIDA, 2012).

Para se analisar o sensoriamento remoto é possível defini-lo como um grande sistema de aquisição de informações. Esse sistema é subdividido em dois subsistemas: subsistema de aquisição de dados e subsistema de produção de informações. O primeiro subsistema é formado pela fonte de radiação, plataforma (satélite, aeronave), sensor e centro de dados. Já o subsistema de produção de informações é composto pelo sistema de aquisição de informações de solo para calibragem dos dados de sensoriamento remoto, sistema de processamento de imagens e sistema de geoprocessamento (NOVO, 2008).

A base fundamental do sensoriamento remoto, principalmente no tocante a captação do infravermelho termal, é que toda superfície emite radiação, sendo a sua intensidade dependendo da temperatura da superfície estudada, sendo assim, quanto maior a temperatura, maior é a energia radiante (ROBINSON, 2004).

No sensoriamento remoto, a radiação eletromagnética é utilizada como um canal de interação entre o sensor e o objeto. A radiação se propaga no formato de ondas com a velocidade da luz inserida, ou não, em um meio. As características mais importantes da radiação eletromagnética são a frequência e o comprimento das ondas, uma vez que é o que define os diversos espectros eletromagnéticos por bandas (LIU, 2015).

A organização dos espectros da radiação eletromagnética pode ser feita de forma crescente quanto ao comprimento de onda e decrescente quanto à frequência, visto que a frequência e o comprimento de onda são inversamente proporcionais. As bandas do espectro eletromagnético são divididas em bandas visíveis, que são compreensíveis nas cores vermelho, verde e azul, e bandas invisíveis, que compreendem as bandas de infravermelho e as ultravioletas, além das ondas de rádio e microondas (FLORENZANO, 2011. LIU, 2015).

Qualquer objeto com temperatura acima do zero absoluto (0 graus Kelvin) apresenta radiação eletromagnética. Dessa forma, qualquer objeto presente na superfície terrestre pode ser detectado pelos sensores de satélites que registram energias refletidas ou emitidas, onde cada objeto é capaz de produzir uma curva espectral distinta. Essas curvas são conhecidas como assinaturas espectrais, e permitem que a identificação dos objetos, ou fenômenos, da superfície terrestre possa ser realizada (OLIVEIRA; COSTA; VIEIRA, 2021).

Os dispositivos de sensores remotos são capazes de detectar a energia em determinadas faixas do espectro eletromagnético e transformá-las em um sinal de característica elétrica, sendo registrado de modo que ele possa ser armazenado, ou transmitido em tempo real, para posterior conversão em informação que possa descrever as feições dos objetos que compõem a superfície da Terra (MORAES, 2002).

As imagens de sensoriamento remoto, por sua natureza digital ou discreta, são constituídas por um arranjo de elementos sob a forma de uma malha ou *grid*. Cada cela desse *grid* tem sua localização definida em um sistema de coordenadas do tipo “linha e coluna”, representados por “x” e “y”, respectivamente. Por convenção, a origem do *grid* é sempre no seu canto superior esquerdo. O nome dado a essas celas é *pixel*, derivado do inglês “*Picture element*”. Para um mesmo sensor remoto, cada *pixel* representa sempre uma área com as mesmas dimensões na superfície da Terra (CRÓSTA, 2002).

Cada cela possui também um atributo numérico “z” que indica o nível de cinza dessa cela, que obviamente vai variar do preto ao branco; esse nível de cinza é conhecido em inglês por DN, de “*digital number*”. O DN de uma cela representa a intensidade da energia eletromagnética (refletida ou emitida) medida pelo sensor, para a área da superfície da Terra correspondente ao tamanho do *pixel*. Deve ser ressaltado que o DN de um *pixel* corresponde sempre à média da intensidade da energia refletida ou emitida pelos diferentes materiais presentes nesse *pixel* (CRÓSTA, 2002).

Um dos principais objetivos do sensoriamento remoto é o de distinguir entre e identificar as composições de diferentes materiais superficiais, sejam eles tipos de vegetação, padrões de uso do solo, rochas e outros. Essa distinção e identificação torna-se possível devido ao fato de os materiais superficiais terem comportamentos específicos ao longo do espectro eletromagnético, comportamentos esses que podem, portanto, ser usados para identificá-los (CRÓSTA, 2002).

A disponibilidade de várias bandas espectrais permite a exploração mais eficiente das características espectrais dos alvos, em conjunto com os modos de operação dos diversos sistemas de sensores. Quanto mais bandas espectrais dispuserem de um sistema sensor, mais informações serão fornecidas por ele (SILVA et al., 2009).

As informações obtidas por sensoriamento remoto através de satélites fornecem dados de observação com alta frequência temporal e alta resolução espacial, que cobrem praticamente toda a área da superfície terrestre e podem ser utilizadas para complementar áreas com poucos dados de campo disponíveis (LIU, 2007).

A aplicação das técnicas de sensoriamento remoto no estudo da vegetação teve início com os primeiros mapeamentos temáticos realizados na década de 40, feito a partir de fotografias aéreas, sendo trabalhos pontuais e com objetivos específicos (PONZONI et al., 2015).

No âmbito da análise de recursos hídricos, o impacto decorrente da alteração do uso do solo reflete-se em todos os componentes do ciclo hidrológico, como no escoamento superficial, na recarga dos aquíferos, na qualidade da água e no transporte de sedimentos (MENDES; CIRILO, 2001).

O sensoriamento remoto pode ser usado para catalogar e monitorar a extensão espacial, os constituintes orgânicos e inorgânicos, a profundidade e a temperatura da água de rios, lagos, reservatórios, mares e oceanos (JESSEN, 2009).

2.3. LANDSAT

Nas últimas décadas, as imagens de satélites têm sido muito utilizadas para a realização de análises espaço-temporal da cobertura vegetal, monitoramento do crescimento urbano e do uso e ocupação do solo, é através das imagens de satélite que é possível observar as transformações do meio ambiente, visto que no ambiente em que vivemos há constante modificações, onde as maiores causas dessas transformações são provenientes de ações antrópicas (MORAIS, 2013).

A série conhecida como Landsat teve início na segunda metade da década de 60, e surgiu a partir de um projeto desenvolvido pela Agência Espacial Americana, sendo dedicado exclusivamente à observação dos recursos naturais terrestres. A missão foi denominada de *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS), e apenas em 1975 passou a se chamar Landsat, ela foi gerenciada, em sua maioria, pela *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e pela *United States Geological Survey* (USGS).

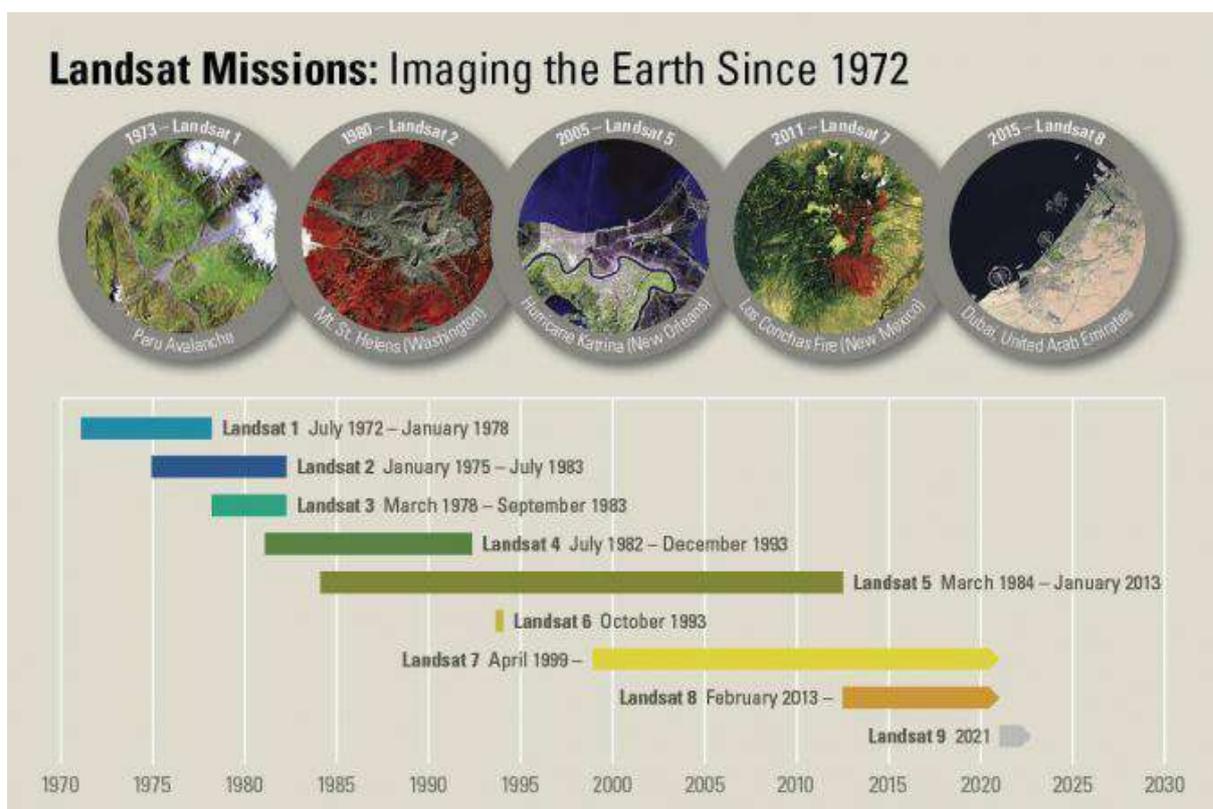
O primeiro satélite do projeto (ERTS-1 ou LANDSAT-1) foi lançado ao espaço em 23 de julho de 1972, e ficou em operação por cinco anos e registrou mais de 300 mil imagens, apresentando vastas coberturas da superfície terrestre. Mais oito satélites foram lançados à órbita terrestre para dar continuidade ao programa de observação da Terra, cada um deles recebeu melhorias e atualizações (USGS, 2016).

O Landsat 1 possuía as bandas espectrais que ocupavam comprimentos de onda visível e infravermelho próximo, e coletavam dados que normalmente eram reamostrados a 60 metros em uma quantização de 6 *bits*. Essa configuração foi repetida para os Landsat 2 e 3, que foram lançados em 1975 e 1978, respectivamente. Já para os Landsats 4 e 5, que foram lançados respectivamente em 1982 e 1984, o número de bandas espectrais aumentou para sete com a presença do sensor TM (*Thematic Mapper*), que introduziu dois canais infravermelhos de ondas

curtas (SWIR), possuindo uma resolução espacial de 30 metros (WULDER et al., 2019; usgs, 2020).

O Landsat 7 foi lançado em 1999 e a bordo levava o sensor ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*), possui características de resolução espectral e espacial muito semelhantes ao TM, contudo possui um canal pancromático de resolução espacial adicional de 15 metros e uma banda TIR (*Thermal Infrared Sensor*) de 60 metros (USGS, 2020).

Figura 4 - Missões Landsat: Datas de lançamento e encerramento.



Fonte: Gis Geography.

Para que fosse possível catalogar as imagens, configurou-se uma série de caminhos de grade desenhados de forma paralela às linhas de latitude. Esse sistema de referência de grades ficou conhecido como Sistema de Referência Mundial (WRS-1 - *Worldwide Reference System*), que totalizou 251 órbitas e 119 linhas. Cada interseção desses caminhos e linhas foi chamada de centro nominal da cena do Landsat. A extensão do WRS-1, o *Worldwide Reference System-2* (WRS-2), possui 233 órbitas e 124 linhas. Os Landsat de 1 a 3 utilizam o WRS-1, enquanto os de 4 a 9 utilizam o WRS-2 (SOARES, 2023).

Os dados do satélite Landsat podem oferecer um registro exclusivo da superfície terrestre e sua modificação ao longo do tempo. A resolução moderada do Landsat é

suficientemente resolvida para permitir a cronologia de mudanças antropogênicas e naturais a escala local à global, e as séries temporais de dados são calibradas para fornecer um registro consistente e caracterizado que permite realizar a discriminação entre artefatos de dados e mudanças temporais reais da superfície terrestre (ROY, 2014).

O *Landsat Data Continuity Mission* (LDCM), ou Landsat 8, foi lançado no dia 11 de fevereiro de 2013 e opera a uma altitude aproximada de 705 km, em órbita heliossíncrona (cruzamento da linha do Equador no sentido Norte-Sul), com inclinação de 98,2°. Sua resolução temporal (intervalo de imageamento de toda superfície terrestre) é de 16 dias, gerando cerca de 400 cenas, diariamente. Essas, são encontradas gratuitamente para *download*, após 24 horas de aquisição, no site oficial *United States Geological Survey* (USGS), em formato de imagem *GeoTIFF* comprimidas a um tamanho de aproximadamente de 1 *Gigabytes* (USGS, 2016).

As variações da energia eletromagnética são coletadas por sistemas de sensores imageadores, que fornecem uma imagem da região observada por meio de scanners. Nele, cada banda representa um espectro, visível ou não, sendo que esse espectro representa um intervalo de comprimento de onda específico (SOARES, 2023).

O Landsat 8 mede diferentes faixas de frequências ao longo do espectro eletromagnético, embora não seja necessariamente uma cor visível para o olho humano. Cada faixa é chamada de banda, o satélite possui 11 bandas, destas apenas aquelas com os comprimentos de onda mais curtos (bandas 1-4 e 8) podem detectar a luz visível, todas as demais estão em partes do espectro que não se pode ver, a resolução espacial das bandas variam entre 15 e 100 metros (LOYD, 2013).

O satélite Landsat 8 foi projetado para oferecer um leque de possibilidades, devido aos dois novos sensores OLI e TIRS, que são capazes de contribuir substancialmente para o monitoramento dos índices de vegetação, solo, recursos hídricos, temperatura da superfície e outros (USGS, 2016).

O sensor *Operational Land Imager* (OLI) realiza as medições do espectro nas porções visível, infravermelho próximo e infravermelho de ondas curtas (VNIR, NIR e SWIR). E o sensor *Sensor Infravermelho Térmico* (TIRS) mede a temperatura da superfície terrestre em duas bandas térmicas com uma nova tecnologia que aplica a física quântica para detectar calor (USGS, 2023).

No sensor OLI estão inclusas as bandas multiespectrais (1-7 e 9) com resolução espacial de 30 metros, além da banda 8 Pancromática com pixel de 15 metros. No sensor TIRS incluem-se as bandas do infravermelho termal 10 e 11, com resolução de pixel correspondente a 100

metros cada, que após serem reamostrados pelo USGS, passam a contar com uma resolução espacial de 30 metros. Este procedimento é necessário para que as bandas do sensor TIRS coincida com as bandas do sensor OLI (USGS, 2016; COELHO, 2013), o comprimento de onda e resolução referente a cada banda é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1- Bandas do satélite LANDSAT 8.

NÚMERO DE BANDAS	DESCRIÇÃO	µm	RESOLUÇÃO
1	Aerosol, costeira	0.443-0.453	30 metros
2	Azul	0.450-0.515	30 metros
3	Verde	0.525-0.600	30 metros
4	Vermelho	0.630-0.680	30 metros
5	Infravermelho próximo	0.845-0.885	30 metros
6	SWIR 1	1.560-1.660	30 metros
7	SWIR 2	2.100-2.300	30 metros
8	Pancromático	0.500-0.680	15 metros
9	Cirrus	1.360-1.390	30 metros
10	Infravermelho Térmico 1	10.6-11.2	100 metros
11	Infravermelho Térmico 2	11.5-12.5	100 metros

Fonte: LOYD, 2013

Além de novas bandas, o sensor OLI trouxe maior sensibilidade à luz para imagens Landsat. O satélite utiliza o alcance dinâmico de 16 *bits*, uma melhoria dos instrumentos de 8 *bits* nos Landsat 1-7. Como resultado, a melhora fornece dados radiométricos mais precisos e melhor relação entre sinal e ruído. Apresentando assim melhor caracterização dos estados de cobertura da terra e condições em geral.

De acordo com a EMBRAPA (2017), as principais aplicações para o uso das imagens Landsat são para o acompanhamento do uso da área agrícola das terras, apoio ao monitoramento de áreas de preservação, atualização de mapas, detecção de invasões em áreas indígenas, dinâmica de urbanização, estimativas de fitomassa, identificar e quantificar desmatamentos, monitoramento da cobertura vegetal, identificar queimadas, secas e inundações, sedimentos em suspensão nos rios e estuários.

2.4. Índices espectrais

A preocupação com a utilização do solo ocasionou na busca por maneiras de identificar quaisquer alterações que ocorram nele, bem como modelos que informem sobre a vegetação

presente na área, de forma a compreender sobre a biota da região. De acordo com Tundisi e Tundisi (2015), a vegetação possui um grande papel a desempenhar no ecossistema em que se encontra, tendo uma grande relevância na qualidade da água dos rios e do ar.

A aplicação de técnicas de sensoriamento remoto apresenta um grande potencial no planejamento e administração de recursos hídricos. Diversas técnicas podem ser utilizadas através de respostas obtidas por sensores de satélites orbitais, algumas com maior profundidade, outras de maneira mais superficial, de acordo com o tipo de análise e objetivo a ser abordado (MENDES, CIRILO, 2001).

Os índices espectrais são algoritmos calculados a partir de valores de reflectância espectral da radiação eletromagnética obtida pelos sensores, neste caso, a bordo do satélite. Esses algoritmos são utilizados para as mais diversas finalidades e as bandas utilizadas variam conforme os aspectos físico-químicos do que se deseja analisar (FLORENZANO, 2011).

Com a comparação entre imagens obtidas em momentos distintos pode-se observar as alterações ocorridas e, assim, definir as mudanças ao longo de um tempo pré-determinado. Dessa maneira, segundo Jensen (2009), o método digital é fundamentalmente útil na comparação de imagens de épocas distintas, por meio da correlação, é possível identificar as mudanças de cobertura da terra comparativamente à análise visual.

Os índices de vegetação são importantes parâmetros de análise, e são utilizados em diferentes áreas da ciência, seja para poder prever a produtividade de diferentes culturas agrícolas e/ou para o reconhecimento dos vários processos de natureza física, queimadas, alterações na cobertura vegetal, uso do solo e alterações em corpos hídricos, entre outros (EASTMAN; FULK, 1993; ANYAMBA; EASTMAN, 1996; POTTER; BROOKS, 1998).

Os índices de diferença normalizada são calculados pela razão da diferença entre duas bandas pelo somatório dessas bandas. Essa classe de índices de sensoriamento remoto faz com que o resultado varia entre -1 e 1, o que permite apresentar as semelhanças e diferenças entre as camadas selecionadas (ZHANG, 2020).

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) é um indicador gráfico que pode ser utilizado para realizar análises de medições de sensoriamento remoto, geralmente a partir de uma plataforma espacial, avaliando se o alvo observado contém ou não vegetação verde viva. O NDVI é importante para a realização de estudos referentes ao vigor da vegetação, mudanças na biomassa e estresse hídrico em plantas (CARDOZO et al., 2009). O índice realiza transformações lineares de bandas espectrais, realçando o sinal da vegetação, que minimiza as

variações na irradiância solar e os efeitos do substrato do dossel vegetal (JACKSON; HUETE, 1991).

Os corpos d'água possuem características particulares em relação aos demais alvos espectrais, visto que a sua reflectância média ocorre na região do espectro visível, ou seja, em uma imagem de composição colorida, a água irá aparecer com tonalidade escura, o que indica que há pouca energia refletida (NOVO; PONZONI, 2001). Dessa maneira, a concepção de um índice espectral de água foi baseada no fato de que a água absorve energia em comprimentos de onda do infravermelho próximo (NIR) e ondas curtas de infravermelho próximo (SWIR) (JI et al., 2009).

Para os índices de água, o imageamento realizado por sensoriamento remoto é utilizado na avaliação de recurso hídrico e na gestão costeira, sendo que essas aplicações resultam do delineamento de águas abertas, as quais utilizam técnicas de extração de informação temática, e, espelhando-se nos índices de vegetação, foram propostos índices de água se utilizando do mesmo princípio de duas bandas (XU, 2006; GAO, 1996; SOARES, 2023).

Uma das maneiras de se poder extrair informações sobre a água é usando a razão entre as bandas, sendo uma de comprimentos de onda visíveis e outra de comprimentos de onda do infravermelho próximo (NIR), tendo como resultado a presença de vegetação, terra suprimida e recursos hídrico aprimorados (XU, 2006).

Um dos índices mais utilizados para quantificar corpos hídricos é o Índice Normalizado de Diferença de Água (*Normalized Difference Water Index - NDWI*), proposto por McFeetrs (1996), que relaciona a razão entre a diferença entre as bandas do verde e infravermelho próximo com a somatória destas.

De acordo com o NDWI proposto por Gao (1996), é possível correlacionar o conteúdo de água nos vegetais e acompanhar melhor as mudanças na biomassa e nos estresses de umidade das plantas, permitindo, assim, detectar de forma remota a presença de água líquida na vegetação e, conseqüentemente, a localização do manancial hídrico na paisagem georreferenciada (MONTENEGRO; SOUZA, 2023).

O NDWI foi proposto por Gao (1996) como alternativa ao NDVI, índice de vegetação mais conhecido e utilizado. O índice utiliza dois canais do infravermelho, centrados nos comprimentos de onda 0,86 μm e 1,24 μm , e é baseado no princípio de que a absorção da radiação solar pela umidade do dossel das plantas é desprezível no canal 0,86 μm e fraca no canal 1,24 μm , isso devido ao espalhamento da radiação solar, embora ambos os canais atuem sobre a mesma profundidade de dossel (DEMARCHI; PIROLI, 2015).

O índice proposto por McFeetrs (1996) se diferencia do de Gao (1996) devido a utilizar as faixas espectrais do verde e infravermelho próximo, e não empregar na equação as duas bandas do infravermelho próximo.

Segundo McFeetrs (1996), o NDWI permite maximizar a reflectância dos corpos típicos da água utilizando o comprimento de onda do verde, minimizar a reflectância dos corpos de água utilizando o comprimento no infravermelho próximo, e realçar o contraste entre a água e a cobertura vegetal, proporcionada pelo infravermelho próximo.

De acordo com Pereira et al (1996), entre os métodos propostos por Gao (1996) e McFeetrs (1996) para a realização do cálculo de NDWI, o modelo que se apresentou mais satisfatório foi o desenvolvido por McFeeters (1996).

O MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*) foi desenvolvido por Xu (2006), que tem o objetivo de reduzir o principal limite do NDWI, que é a ineficácia em eliminar o ruído proveniente das propriedades das áreas construídas. O índice foi desenvolvido para considerar que um corpo hídrico apresenta maior absorção na banda de reflectância SWIR (*Short Wave Infrared*), em comparação ao da banda do infravermelho próximo.

Segundo Gil et al (2019), no MNDWI a água irá possuir valores ainda mais positivos, uma vez que a banda do infravermelho médio é capaz de captar mais energia nos corpos d'água que a banda do infravermelho próximo. O MNDWI evidencia maiores particularidades das superfícies de água do que o NDWI, visto que proporciona um aperfeiçoamento na divisão dos alvos água e não água.

As imagens de sensoriamento têm sido utilizadas há muito tempo na avaliação de recursos hídricos, sendo que essas aplicações possuem envolvimento com o delineamento de águas abertas usando técnicas de extração de informações temáticas (XU, 2006). De acordo com Huete et al. (2002), os índices de vegetação permitem que se possa realizar comparações espaciais e temporais confiáveis da atividade fotossintética terrestre e das variações estruturais do dossel.

Os índices espectrais e as técnicas de transformação linear não adicionam novos dados a imagem, as transformações ocorrem para que seja realizada a redistribuição da informação original, para que assim possa se ter uma melhor forma de compreensão e interpretação visual (SCHOWENGERDT, 2007).

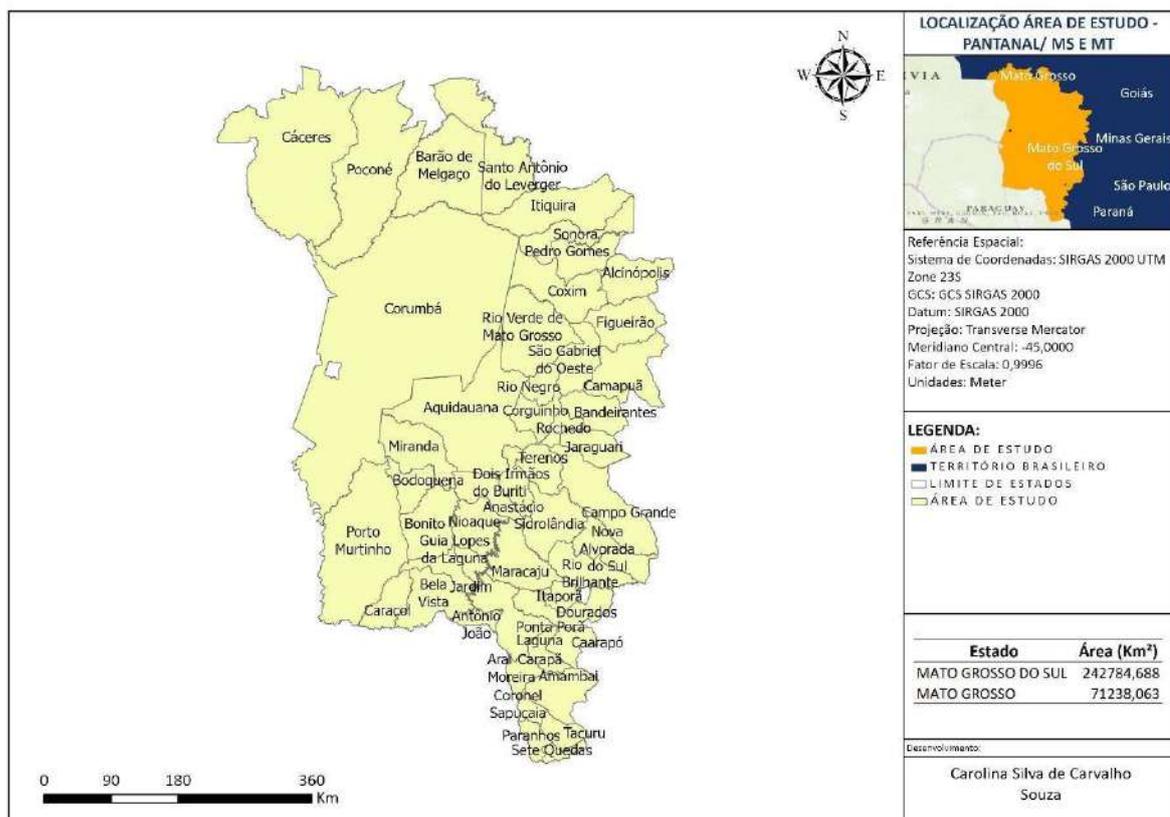
3. METODOLOGIA

3.1. Área de estudo

O Pantanal abrange uma área de aproximadamente 151 mil quilômetros quadrados e localiza-se na região Centro-Oeste do país, inserido na bacia do Alto Paraguai, entre as latitudes 15° 30' e 22° 30' Sul e longitudes 54° 45' e 58° 30' Oeste, possuindo áreas nos estados de Mato Grosso e Mato Grosso do Sul.

A área de estudo compreende os municípios Alcínópolis, Amambai, Anastácio, Antônio João, Aquidauana, Aral Moreira, Bandeirantes, Bela Vista, Bodoquena, Bonito, Caarapó, Camapuã, Campo Grande, Caracol, Corguinho, Coronel Sapucaia, Corumbá, Coxim, Dois Irmão do Buriti, Dourados, Figueirão, Guia Lopes da Laguna, Itaporã, Jaraguari, Jardim, Laguna Carapã, Maracaju, Miranda, Nioaque, Nova Alvorada do Sul, Paranhos, Pedro Gomes, Ponta Porã, Porto Murtinho, Rio Brilhante, Rio Negro, Rio Verde de Mato Grosso, Rochedo, São Gabriel do Oeste, Sete Quedas, Sidrolândia, Sonora, Tacuru e Terenos do Mato Grosso do Sul. E pelos municípios Barão de Melgaço, Cáceres, Itiquira, Poconé e Santo Antônio do Leverger no Mato Grosso.

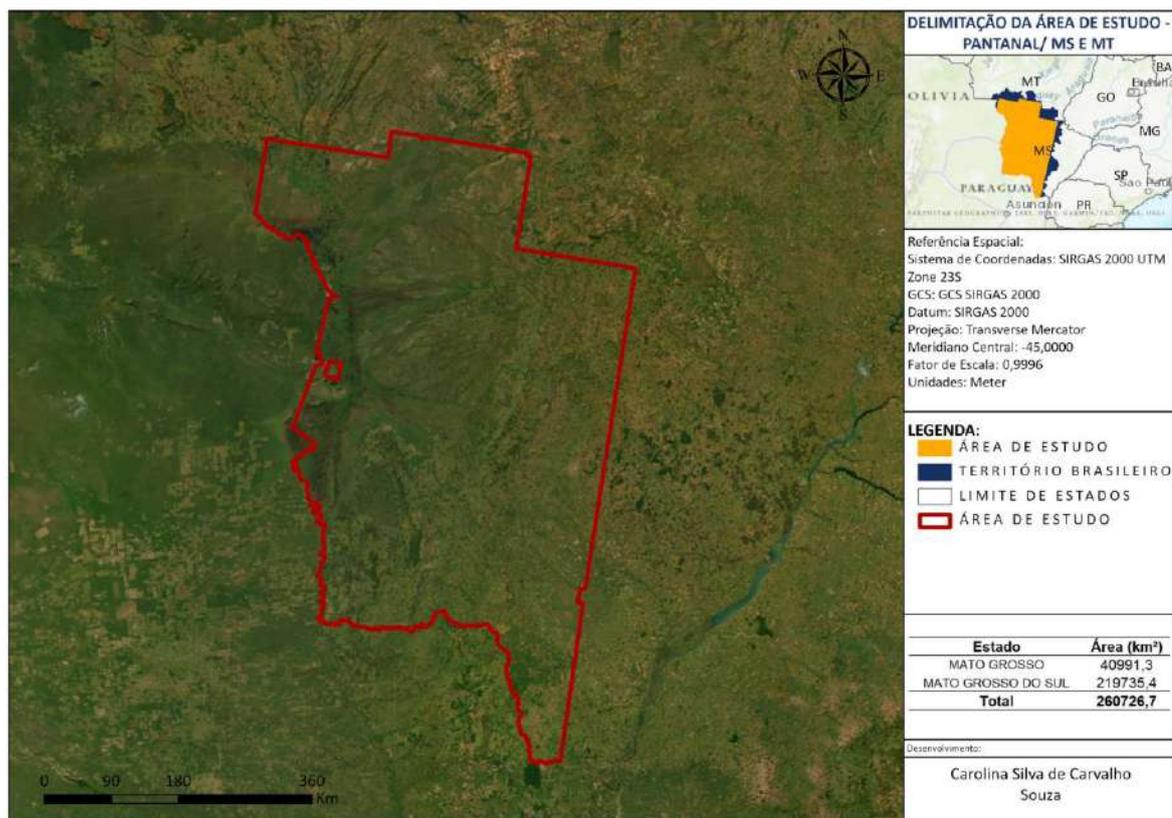
Figura 5 - Localização da área de estudo.



Fonte: Da autora.

Dos municípios presentes na área de estudos Cáceres, Poconé, Barão de Melgaço, Santo Antônio do Leverger, Itiquira, Sonora, Pedro Gomes, Alcinópolis, Figueirão, Camapuã, Bandeirantes, Jaraguari, Campo Grande, Nova Alvorada, Rio Brillhante, Dourados, Caarapó, Amambai, Tacuru e Sete Quedas não estão compreendido por completo. Dessa forma, a área de estudo é compreendida por 260.726,7 km² de extensão total.

Figura 6 - Delimitação da área de estudo.



Fonte: Da autora.

Apesar de possuir maior número de municípios em sobreposição no Pantanal, o estado de Mato Grosso ocupa menor área no Pantanal, enquanto o estado do Mato Grosso do Sul ocupa maior área. Isso ocorre devido ao estado do Mato Grosso do Sul apresentar maior taxa de sobreposição ao Pantanal, a exemplo do município de Corumbá, que além de ser o maior município sobre o Pantanal, apresenta 97,73% de sobreposição em seus limites.

3.2. Aspectos físicos

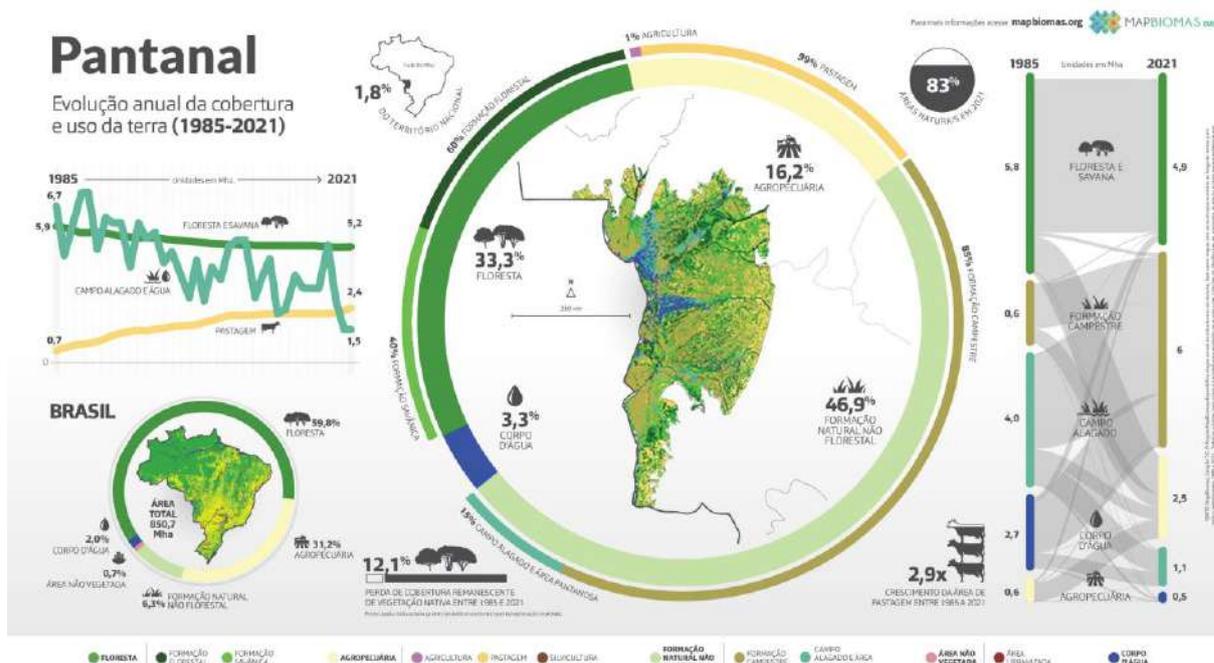
Segundo Andrade et al., (2012), a temperatura média anual varia de 22 a 26 °C, e a precipitação é de 1.400 mm, apresentando uma variação entre 800 e 1.600 mm. O período chuvoso estende-se de outubro a abril, concentrando cerca de 70 a 80% da precipitação média

anual. O clima predominante no bioma Pantanal é tropical com inverno seco, que é caracterizado por apresentar uma estação chuvosa no verão, e nítida estação seca no inverno.

O bioma Pantanal é composto por diferentes fitofisionomias que se cruzam, como formações florestais, savânicas e campestres. Algumas dessas áreas estão sujeitas a transbordamentos sazonais de rios, o que gera a formação de um complexo de campos alagados e áreas pantanosas (VIANA; ALVALÁ, 2011).

De acordo com as informações do MapBiomas, de toda a área do Pantanal apenas 3,3% são ocupadas por água (Figura 4). O projeto MapBiomas é uma iniciativa multi-institucional para gerar mapas anuais de cobertura e uso do solo de todo o território nacional, a partir de processo de classificação automática pelo método Random Forest aplicada à série histórica de imagens dos satélites Landsat disponíveis na plataforma *Google Earth Engine* (SOUZA et al., 2020).

Figura 7 - Evolução anual da cobertura do solo do Pantanal (1985 a 2021).



Fonte: MAPBIOMAS.

3.3. Base de dados

Para realizar a análise temporal do comportamento espectral da superfície de água na região do Pantanal, a primeira atividade foi a criação do banco de dados contendo imagens no formato digital das bandas 1-7 e 9 do sensor OLI, para os anos de 2013 a 2022, para isso foram selecionadas 120 imagens do satélite Landsat 8-9 OLI/TIRS C2 L2. Os produtos de reflectância do Landsat 8 OLI são gerados a partir do algoritmo *Land Surface Reflectance Code* (LaSRC).

O algoritmo de reflectância LaSRC corrige os efeitos de dispersão e absorção de variação temporal, espacial e espectral de gases atmosféricos, aerossóis e vapor d'água, que são necessários para que possa ser feita a caracterização da superfície terrestre com segurança.

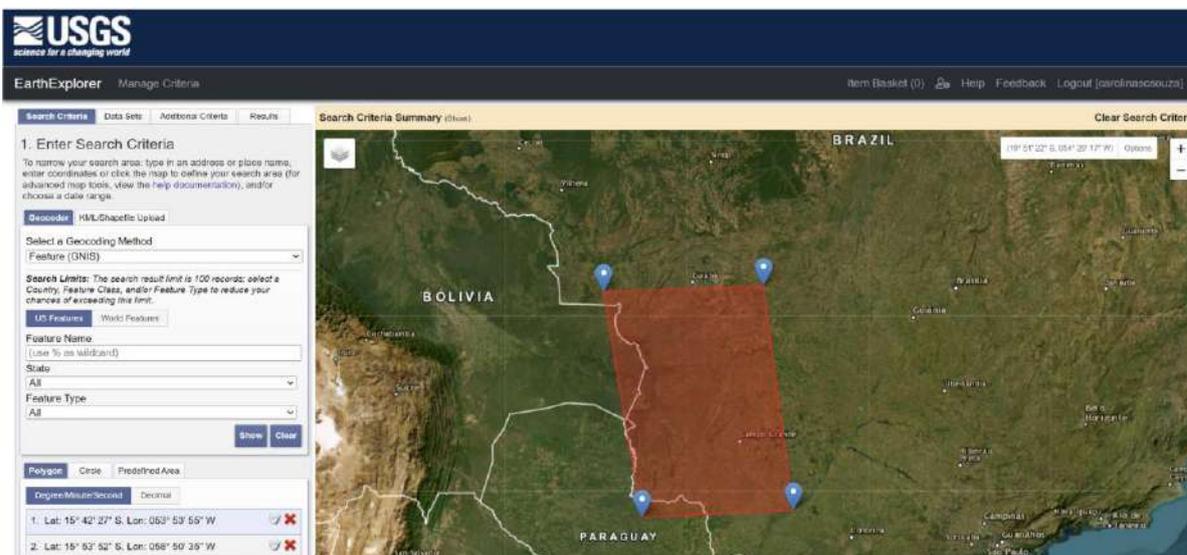
Até 2008, o acesso às imagens produzidas a partir dos satélites Landsat poderia envolver custos repassados aos usuários. Contudo, a partir desta data, foi implementada uma política de distribuição gratuita das imagens (CAMPBELL; WAYNE; THOMAS, 2022).

O catálogo *USGS Earth Explore* oferece um conjunto de dados, que contém imagens de sensores multiespectrais, por exemplo a série Landsat, que possui imagens de radar, digital de elevação (SRTM), entre outras possibilidades, inclusive imagens com produtos para monitoramento da vegetação, os índices espectrais.

3.4. Aquisição e processamento de dados Raster

O processo de aquisição das imagens de satélites se iniciou com a escolha de um satélite que atendesse ao objetivo do estudo. Essa escolha leva em consideração as resoluções espaciais, temporais e radiométricas dos satélites disponíveis e informações complementares referentes ao produto final disponibilizado. Dessa forma, todas as imagens utilizadas são provenientes do sensor OLI da missão Landsat 8, corrigidos atmosféricamente e gerados a partir do LASRC (Código de Reflectância de Superfície Landsat 8), e foram adquiridas através do catálogo do USGS, em sua própria plataforma, disponível em <https://earthexplorer.usgs.gov/> (Figura 4). Foi possível selecionar a área de interesse, a data da série histórica, a missão (Landsat 8-9), o satélite e o produto (Landsat *Collection 2 Level-2* ou *Collection 2 Level-1*).

Figura 8 - Website United States Geological Survey, demarcação da área de interesse.



Fonte: Da autora.

A seleção dos dados foi realizada em um intervalo de março de 2013 a agosto de 2022. A escolha desse intervalo se deve ao fato de que a época de chuvas se inicia em novembro, sendo assim, há muita presença de nuvens. Foram selecionadas as bandas espectrais e metadados do satélite Landsat 8, nas órbitas 225, 226 e 227, cenas 72, 73, 74, 75 e 76 (Tabela 2).

Tabela 2 - Descrição das cenas e suas órbitas.

ÓRBITA	CENA
225	73
	74
	75
	76
226	72
	73
	74
	75
227	72
	73
	74
	75

Fonte: Da autora.

A escolha da utilização das imagens provenientes do satélite Landsat 8 ocorreu devido à grande revisita ao local e, também, por não haver falta de fornecimento de imagens, devido a alguma falha ocorrida no registro, durante o período definido para a realização da série histórica (2013-2022). Dessa forma, foi utilizado apenas um programa espacial.

As imagens foram avaliadas com o intuito de obter a série que apresentasse o menor número de interferências de nuvens, com a finalidade de gerar composições que indiquem correlações coerentes com os parâmetros de presença de água a serem analisados.

Todos os processamentos realizados nos arquivos *raster* e vetoriais foram realizados por meio do software de geoprocessamento *ArcGIS 10.8.2 for Desktop Advanced* da ESRI (*Environmental Systems Research Institute*).

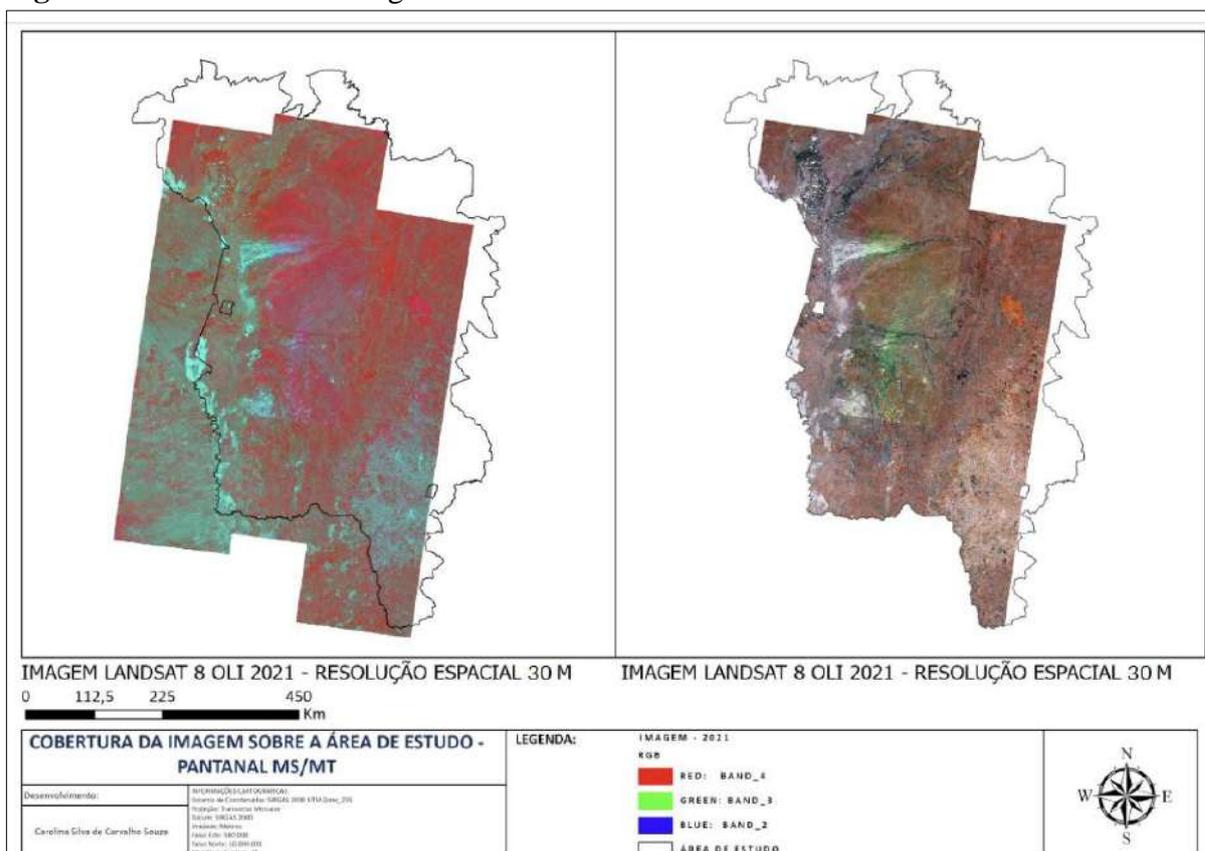
Para que as imagens fossem utilizadas foi necessário realizar a reprojeção das mesmas, com a ferramenta *Project Raster*, isso porque, apesar de já serem fornecidas corrigidas geometricamente, elas são posicionadas ao hemisfério norte. Dessa forma, as imagens precisam

ser reprojatadas para o sistema UTM (*Universal Transversa de Mercator*), fuso 23S, *datum* planimétrico SIRGAS 2000.

Após realizar a fusão de bandas, foi feita a união das imagens do mesmo ano, com a ferramenta *Mosaic To New Raster*, assim foi possível obter um novo *raster* com a união de todas as cenas, dessa forma tem-se apenas uma imagem por ano para a área de estudo.

Depois foi realizado o recorte e delimitação da área de estudo, com a utilização da ferramenta de extração (*Extract by Mask*) do *ArcGIS*, utilizando dados da base cartográfica, no formato *shapefile*, adquiridas no site do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). O procedimento foi realizado com o intuito de reduzir a área total de cada imagem obtida à somente a área de interesse.

Figura 10 - Cobertura da imagem sobre a área de estudo.



Fonte: Da autora.

As ferramentas utilizadas para o processamento dos dados *raster* estão apresentadas em um fluxograma (Figura 8) para melhor compreensão.

Figura 11 - Fluxograma das etapas realizadas para o processamento dos dados *raster*.



Fonte: Da autora.

3.5. Índice de Água por Diferença Normalizada

Segundo Meneses e Almeida (2012), o NDWI é utilizado para realçar alvos específicos, identificando as variações de reflectância em diferentes comprimentos de onda, no mesmo pixel, e realçando-as. Quanto maior for a diferença entre o valor da reflectância das bandas mais alto será o índice, e quando esse valor é semelhante o índice será baixo.

Dessa forma, após a união das cenas foi realizada a álgebra de bandas, sendo feito mediante o cálculo do NDWI, que tem como objetivo destacar características de corpos d'água e umidade do território de interesse, foi aplicada a Equação 1:

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

A equação foi proposta por McFeeters (1996), corresponde aos valores de reflectância da banda do verde (banda 3 – Landsat 8) e da banda do infravermelho próximo (banda 5 – Landsat 8). Para esse índice os valores variam de -1 a 1, sendo que para o $NDWI \geq 0$ tem-se áreas com presença de água, enquanto, para o $NDWI \leq 0$ não há presença de água na superfície do terreno.

As larguras de bandas correspondentes aos espectros do verde e do NIR para o satélite Landsat 8 são os comprimentos de onda de 0,760 a 0,900 μm e 0,851 a 0,879 μm (USGS, 2022).

Para a aplicação da fórmula de NDWI dentro do software *ArcGIS* foi utilizada a caixa de ferramentas *Spatial Analyst Tools*, na aba *Map Algebra*, ferramenta *Raster Calculator*, as

quais se encontram dentro do *ArcToolbox*. Os resultados gerados são disponibilizados no formato *raster*, os quais foram exportados no formato “.tif”.

3.6. Índice de Diferença de Água Normalizada Modificado

Observando os resultados de McFeeters (1996), Xu (2006) percebeu que o NDWI não foi capaz de separar completamente as demais características do terreno em relação aos recursos hídricos. O índice proposto por McFeeters (1996) apresenta valores positivos para as características construídas que são semelhantes à água, isso porque a reflectância do infravermelho próximo é menor do que a reflectância da banda do verde.

Com o intuito de compensar as desvantagens do NDWI de McFeeters, Xu (2006) propôs que houvesse a substituição da faixa do infravermelho próximo pela faixa do infravermelho médio, gerando, assim, o MNDWI (Equação 2).

$$MNDWI_{OLI} = \frac{(G - SWIR)}{(G + SWIR)}$$

O MNDWI consiste em uma razão de expressão modificada do NDWI, que foi desenvolvida por Xu (2006), para realizar o delineamento de feições relacionadas à água.

3.7. Quantificação da área que apresenta superfície de água

Os resultados dos cálculos dos índices de NDWI e MNDWI para cada ano gerou *rasters* cujos valores variam de 1 a -1, sendo que os valores positivos representam *pixels* que são preenchidos por água, enquanto os valores negativos representam *pixels* que não são preenchidos por água. Para a quantificação da área com presença de superfície de água, os *rasters* com os valores calculados de NDWI e MNDWI foram reclassificados com a ferramenta *Reclassify*. Com os *rasters* reclassificados em duas classes, valores positivos e negativos, a definição da superfície de água ocorre pela supressão dos valores negativos e a manutenção dos com valores positivos.

Para realizar a quantificação da área que possui superfície de água, é preciso efetuar a ponderação entre a quantidade de *pixels* positivos e a área do *pixel*. A área total pode ser calculada pela equação:

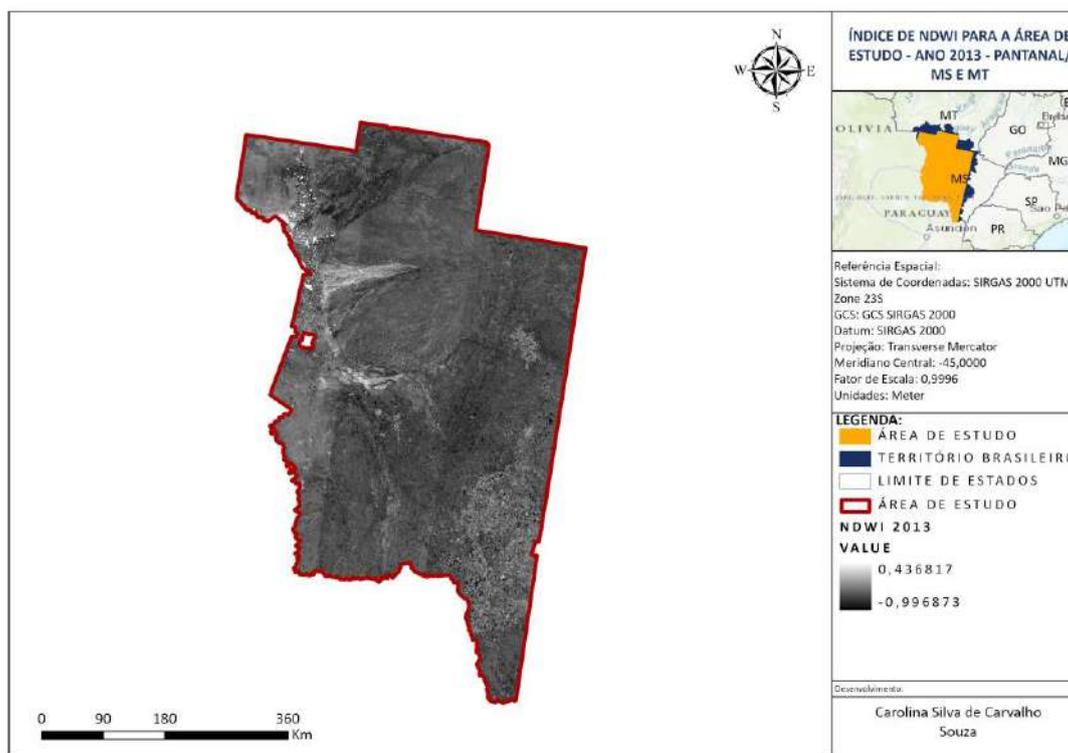
$$Área = \sum n \times Xm^2$$

Onde $\sum n$ é o número de *pixels* retornados como água e Xm^2 é a área do *pixel*.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

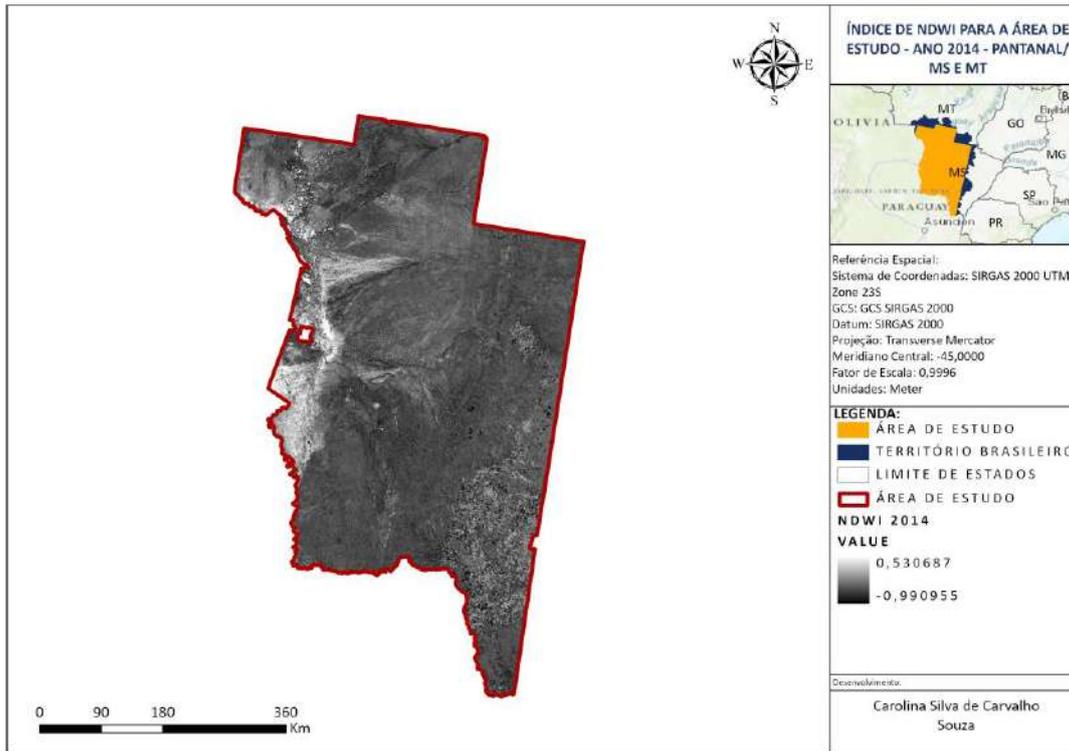
Como resultado dos processos executados no *ArcGIS*, foram gerados dez mapas apresentando o índice NDWI calculado para a área de estudo, sendo um mapa para cada ano.

Figura 12 - NDWI para a área de estudo no ano de 2013.



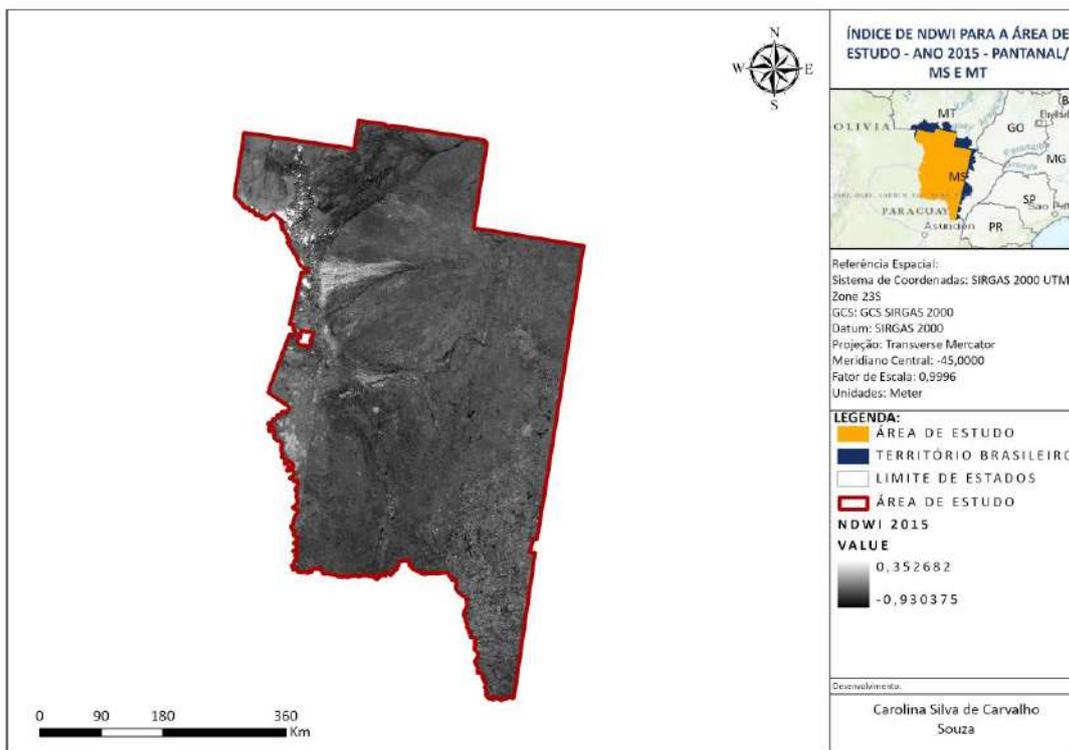
Fonte: Da autora.

Figura 13 - NDWI para a área de estudo no ano de 2014.



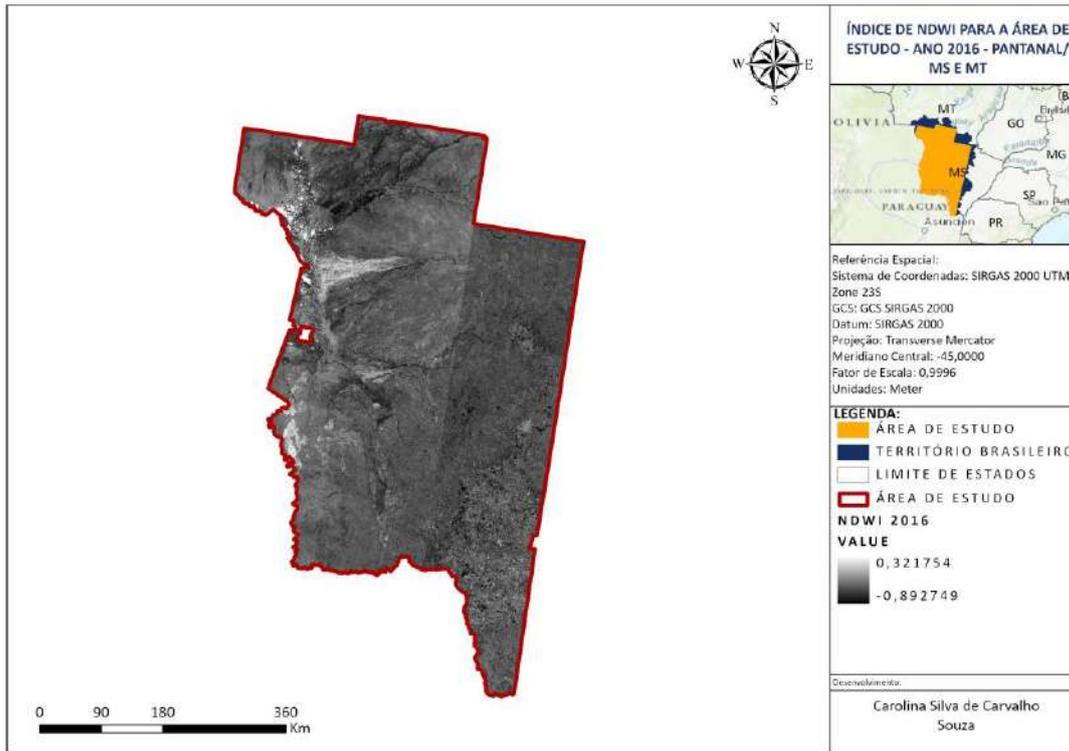
Fonte: Da autora.

Figura 14 - NDWI para a área de estudo no ano de 2015.



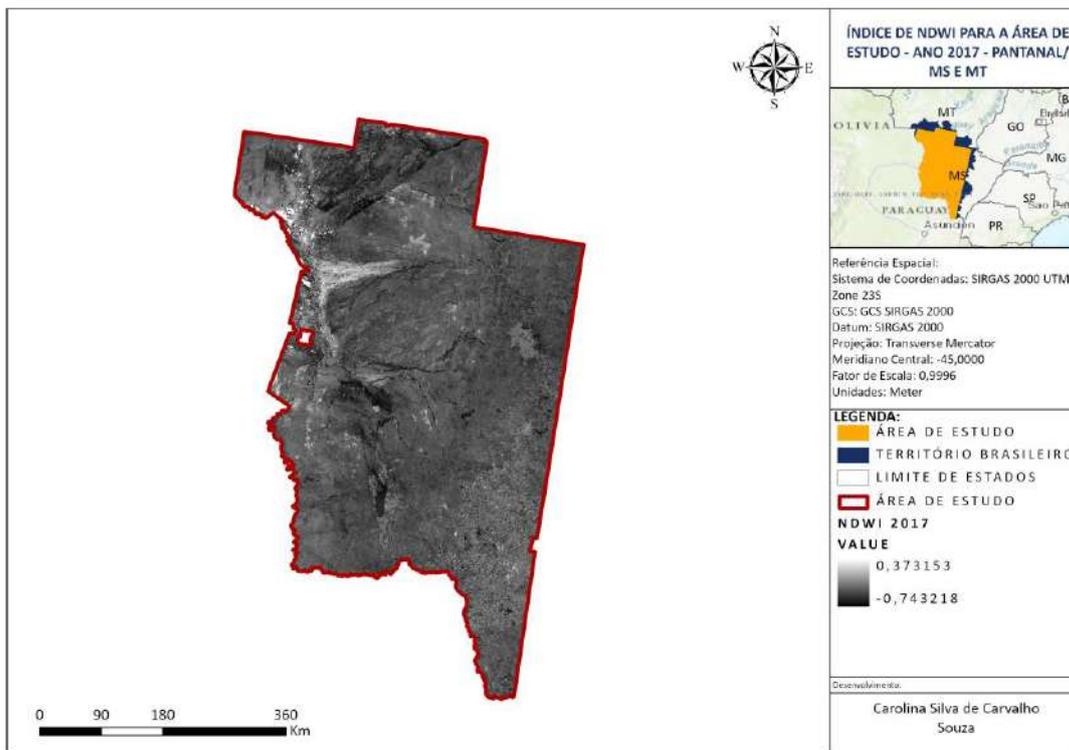
Fonte: Da autora.

Figura 15 - NDWI para a área de estudo no ano de 2016.



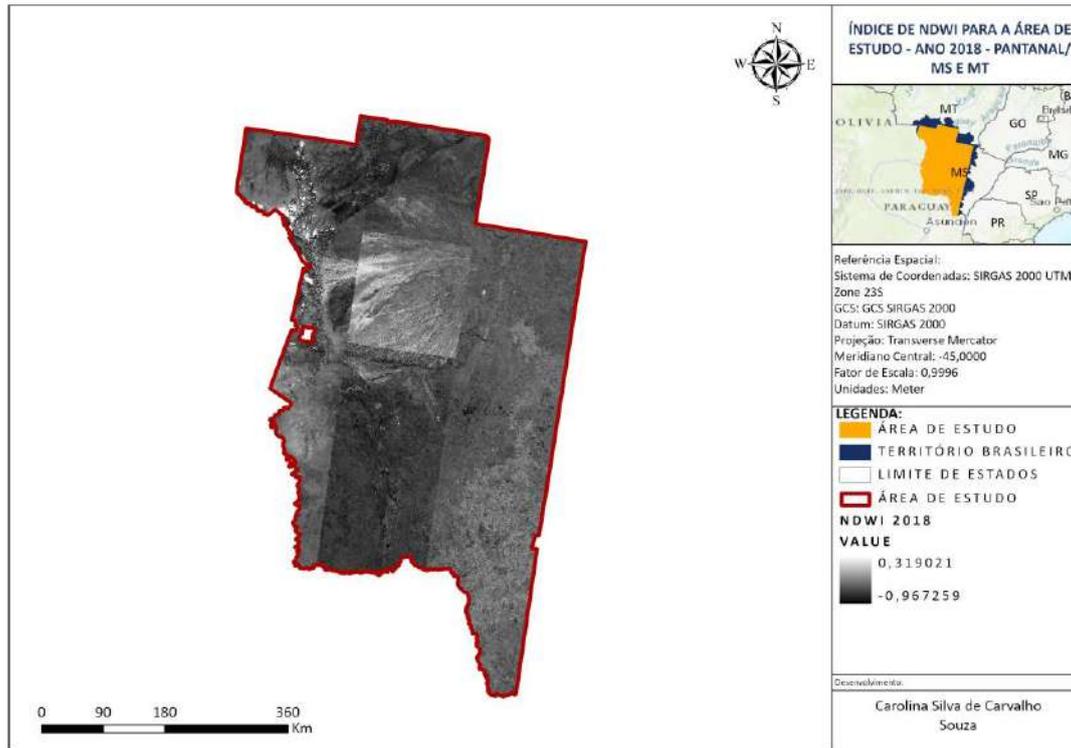
Fonte: Da autora.

Figura 16 - NDWI para a área de estudo no ano de 2017.



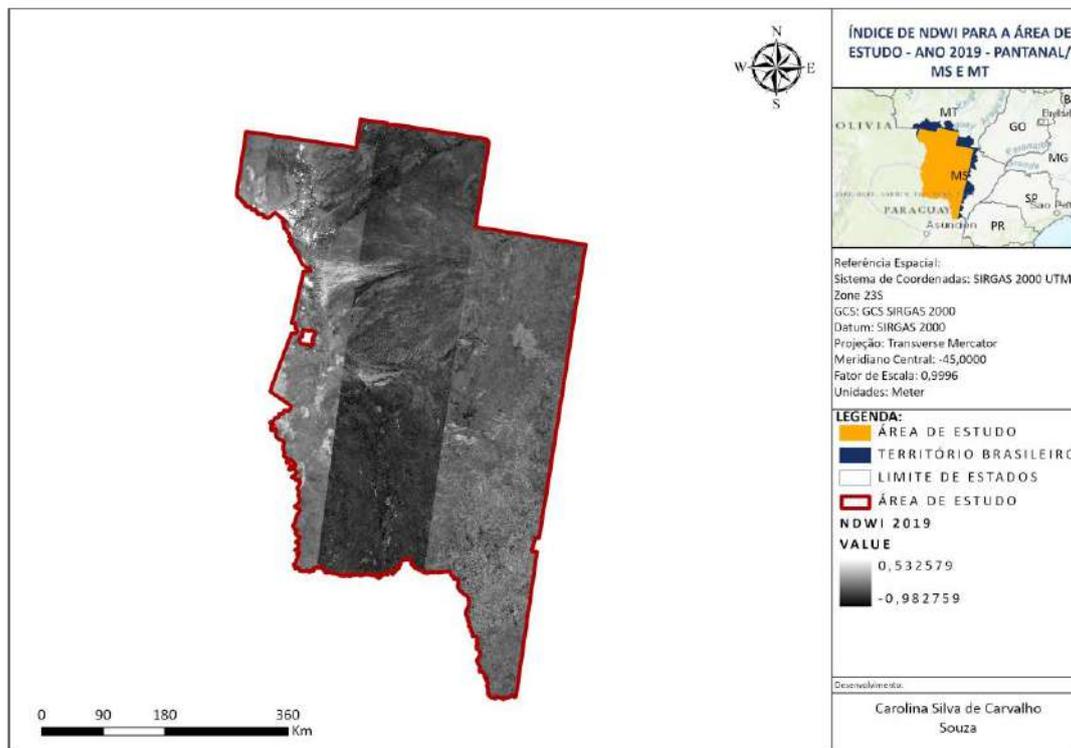
Fonte: Da autora.

Figura 17 - NDWI para a área de estudo no ano de 2018.



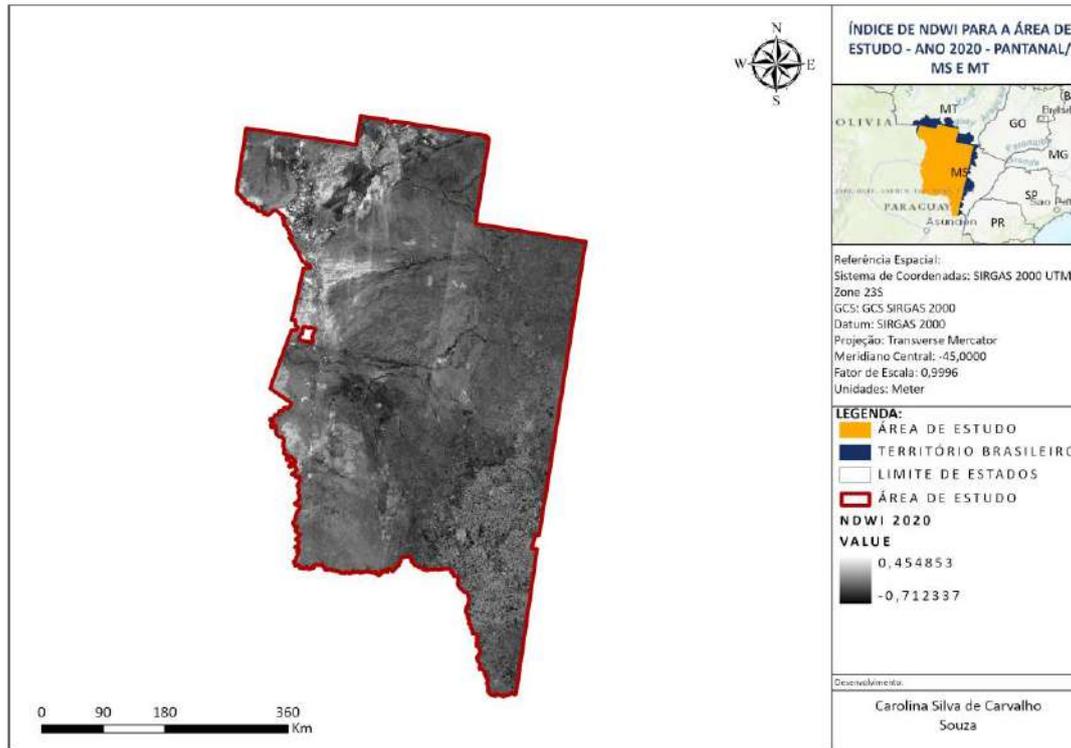
Fonte: Da autora.

Figura 18 - NDWI para a área de estudo no ano de 2019.



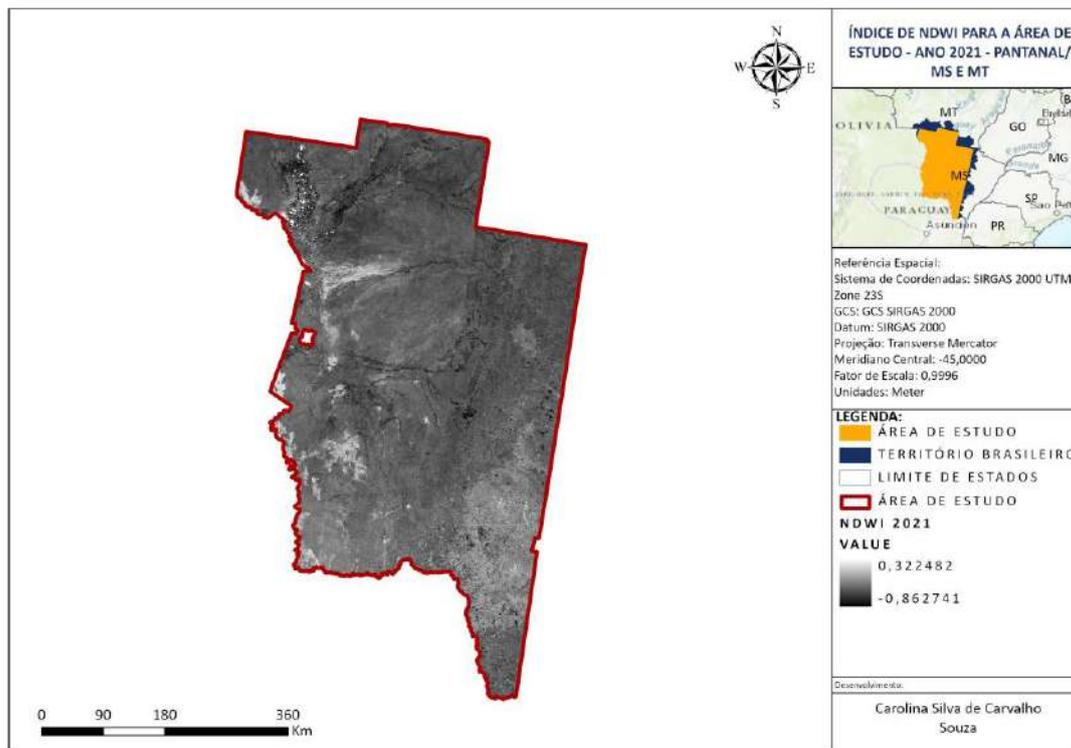
Fonte: Da autora.

Figura 19 - NDWI para a área de estudo no ano de 2020.



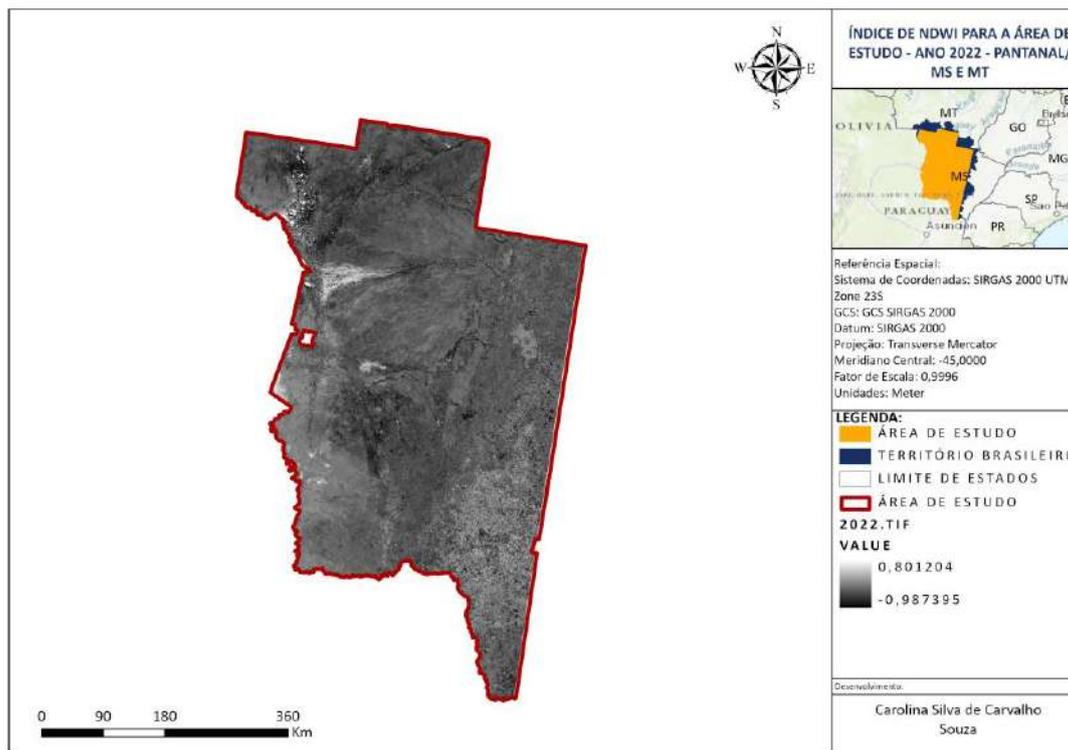
Fonte: Da autora.

Figura 20 - NDWI para a área de estudo no ano de 2021.



Fonte: Da autora.

Figura 21 - NDWI para a área de estudo no ano de 2022.



Fonte: Da autora.

Os mapas foram produzidos seguindo a classificação dentro do intervalo de -1 a 1, conforme McFeetrs (1996). Os resultados obtidos apresentam valores de máximo e mínimo, como pode ser visto na Tabela 3.

Tabela 3 – Valores máximos e mínimos do NDWI para os anos de estudo.

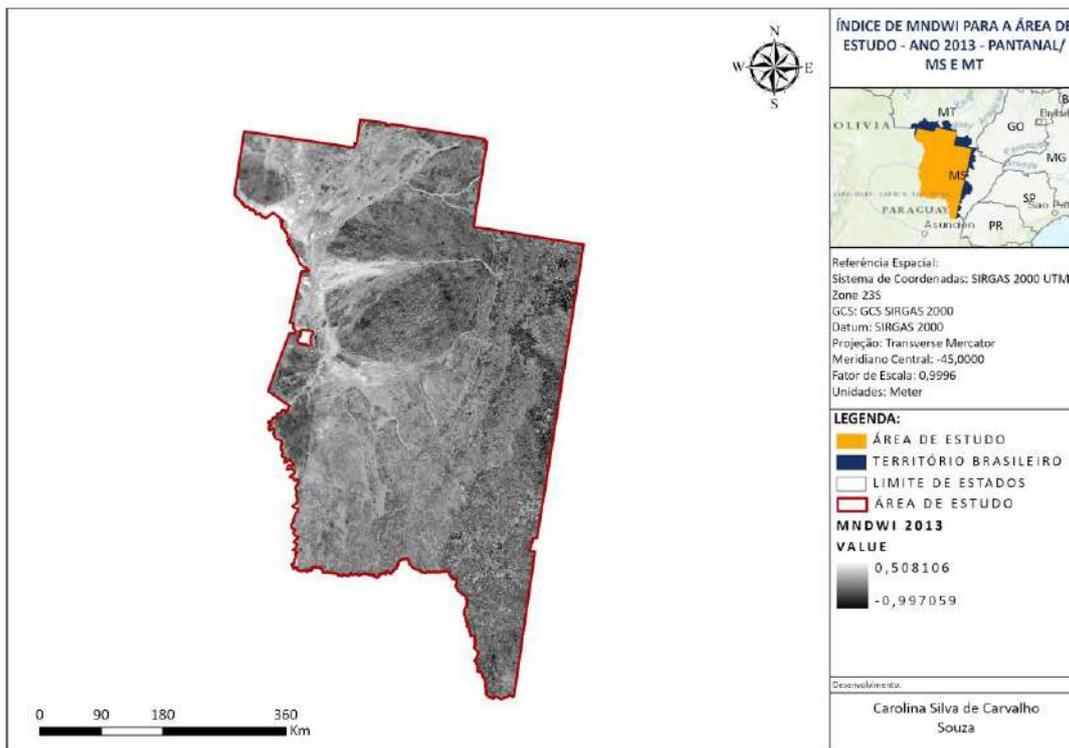
ANO	NDWI	
	MÁXIMO	MÍNIMO
2013	0,436817	-0,996873
2014	0,530687	-0,990955
2015	0,352682	-0,930375
2016	0,321754	-0,892749
2017	0,373153	-0,743218
2018	0,319021	-0,967259
2019	0,532579	-0,982759
2020	0,454853	-0,712337
2021	0,322482	-0,862741
2022	0,801204	-0,987395

Fonte: Da autora.

No NDWI as feições hídricas ficam em evidência, apresentando maior realce em comparação com as demais feições, sendo as únicas feições a aparecer com valores positivos.

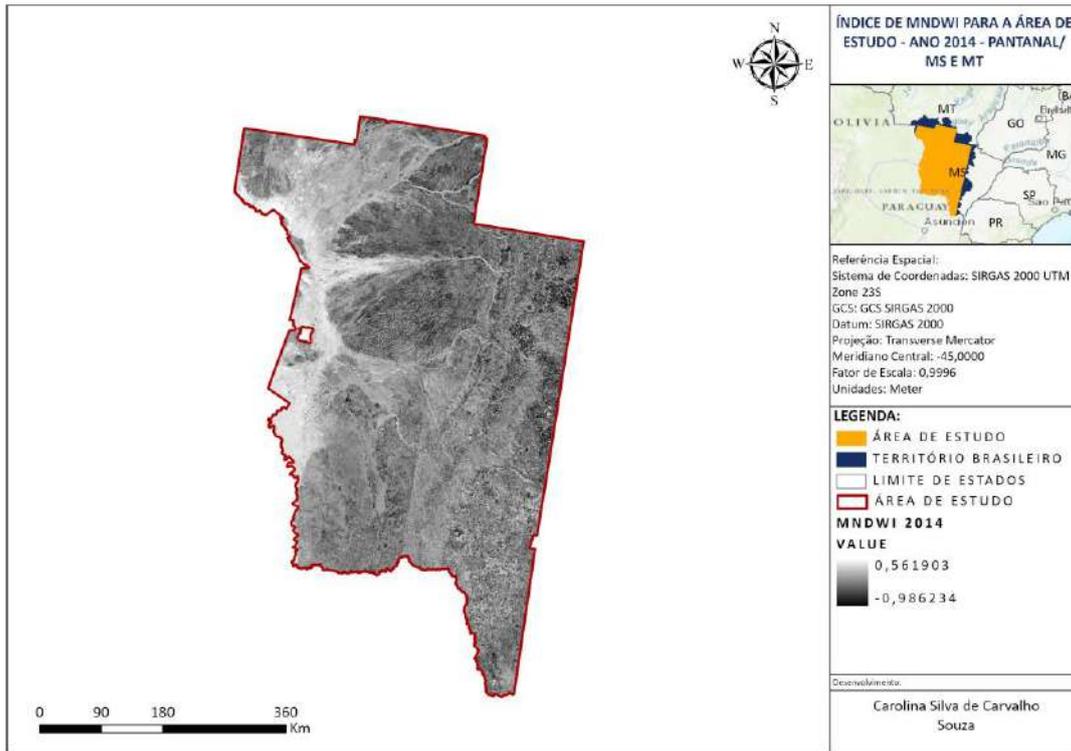
Para o MNDWI foram gerados dez mapas apresentando o índice calculado de acordo com a área de estudo, sendo um mapa para cada ano.

Figura 22 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2013.



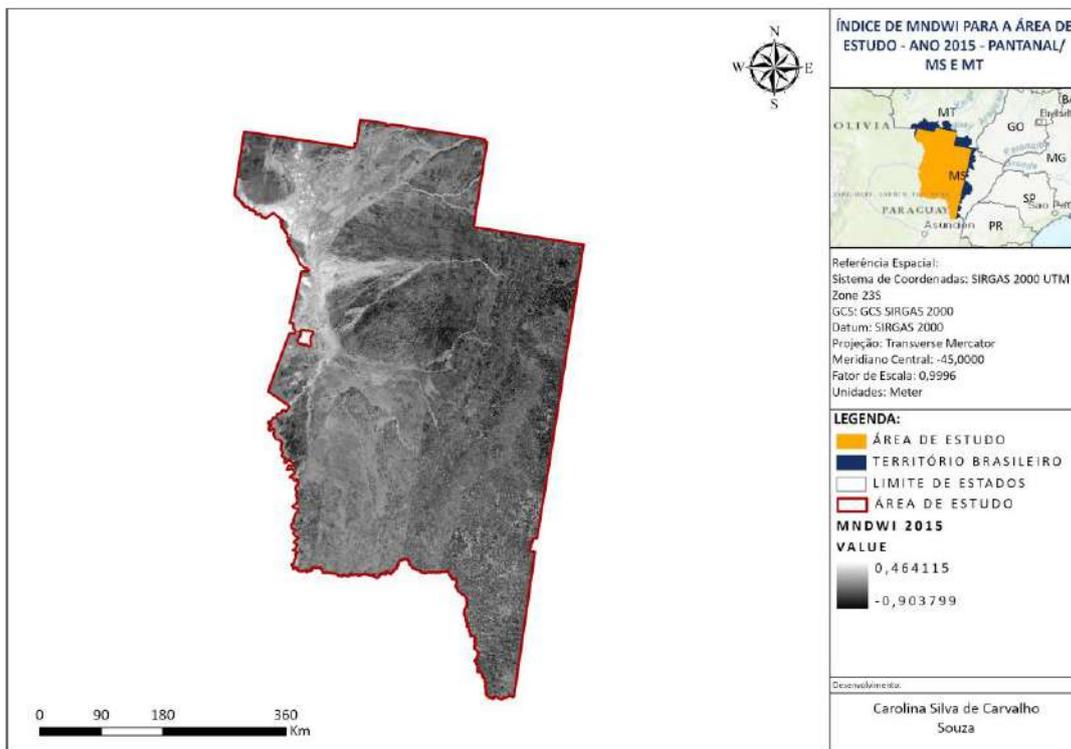
Fonte: Da autora.

Figura 23 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2014.



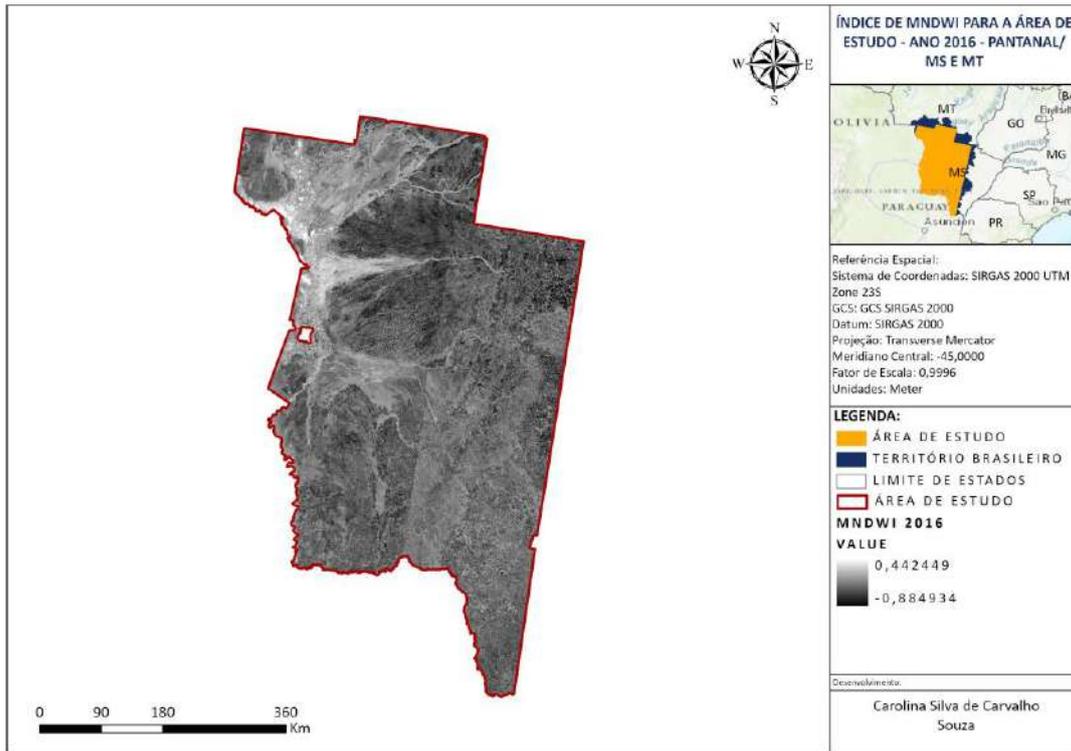
Fonte: Da autora.

Figura 24 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2015.



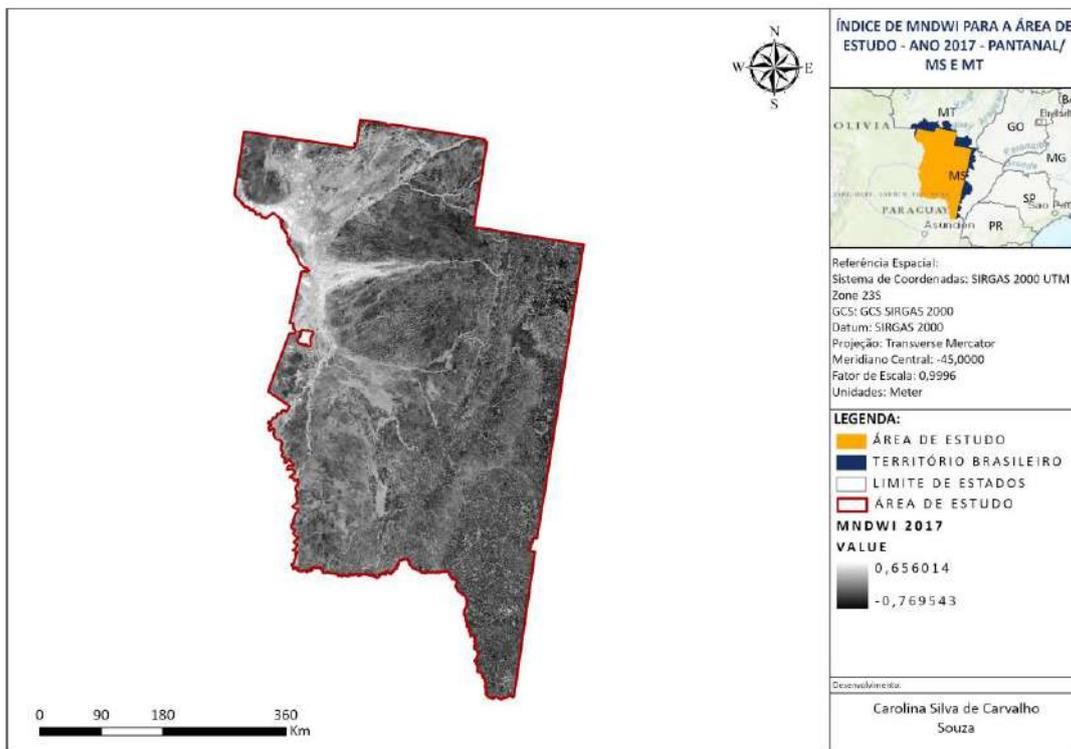
Fonte: Da autora.

Figura 25 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2016.



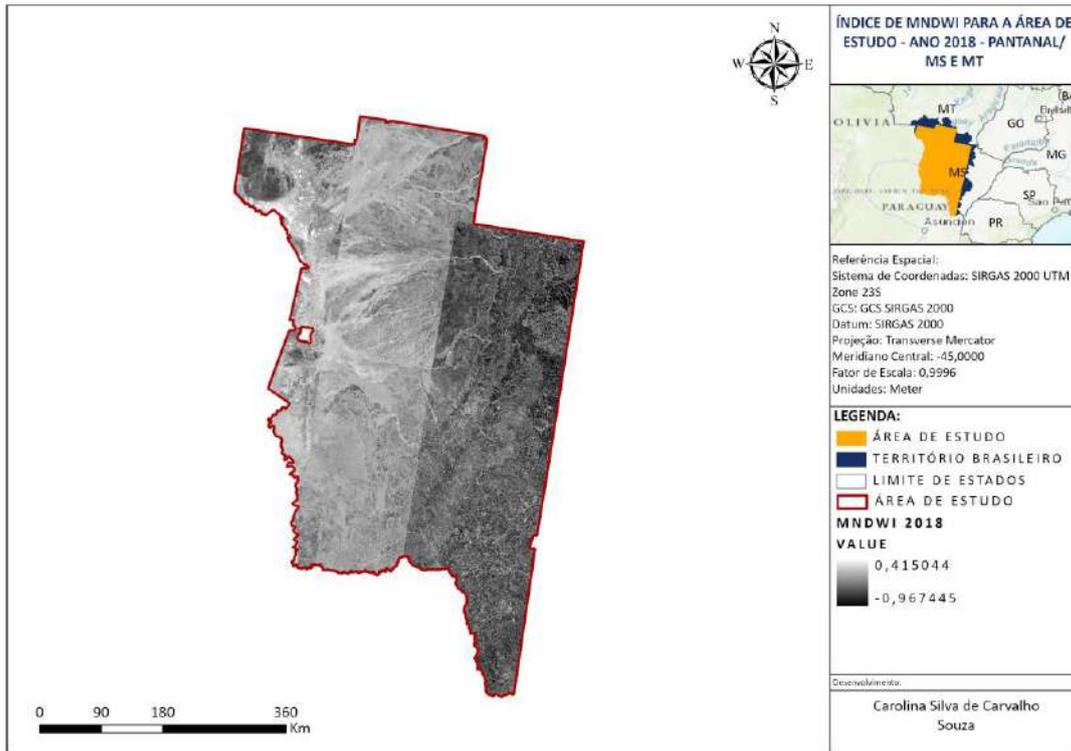
Fonte: Da autora.

Figura 26 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2017.



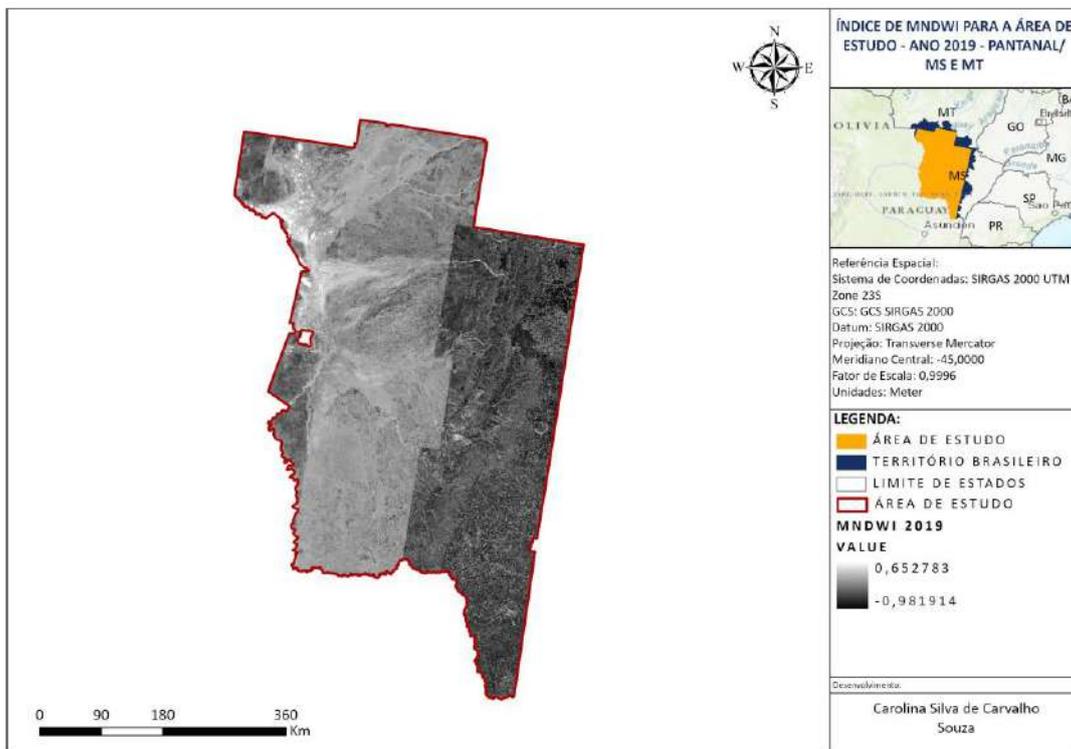
Fonte: Da autora.

Figura 27 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2018.



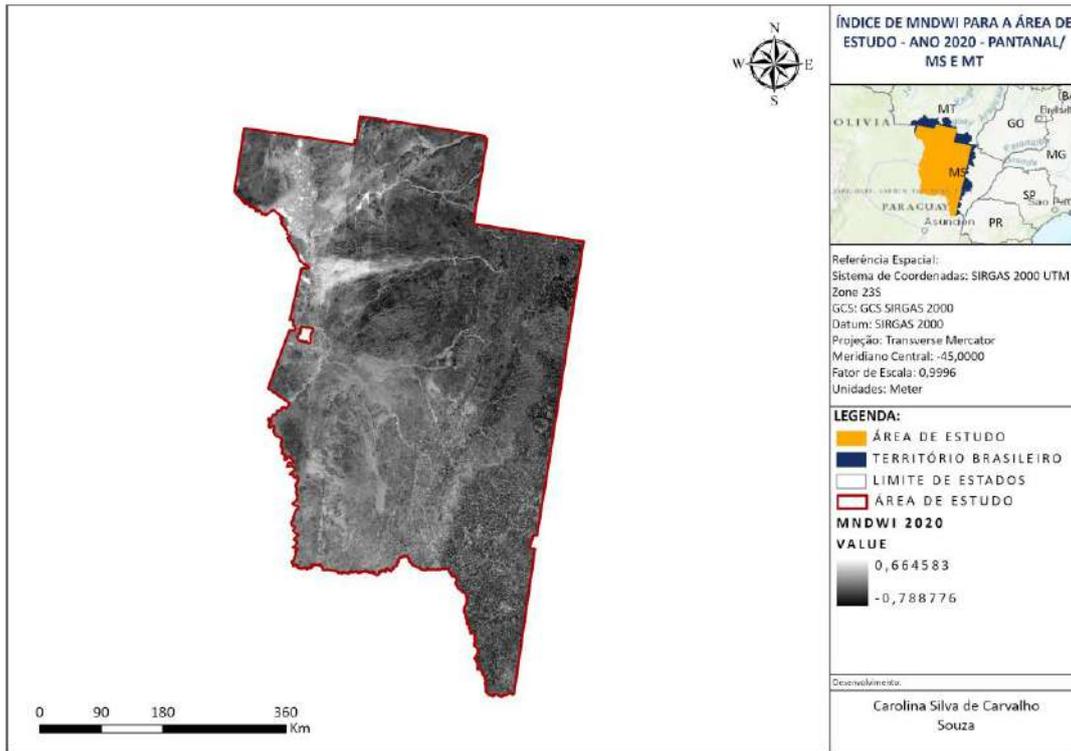
Fonte: Da autora.

Figura 28 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2019.



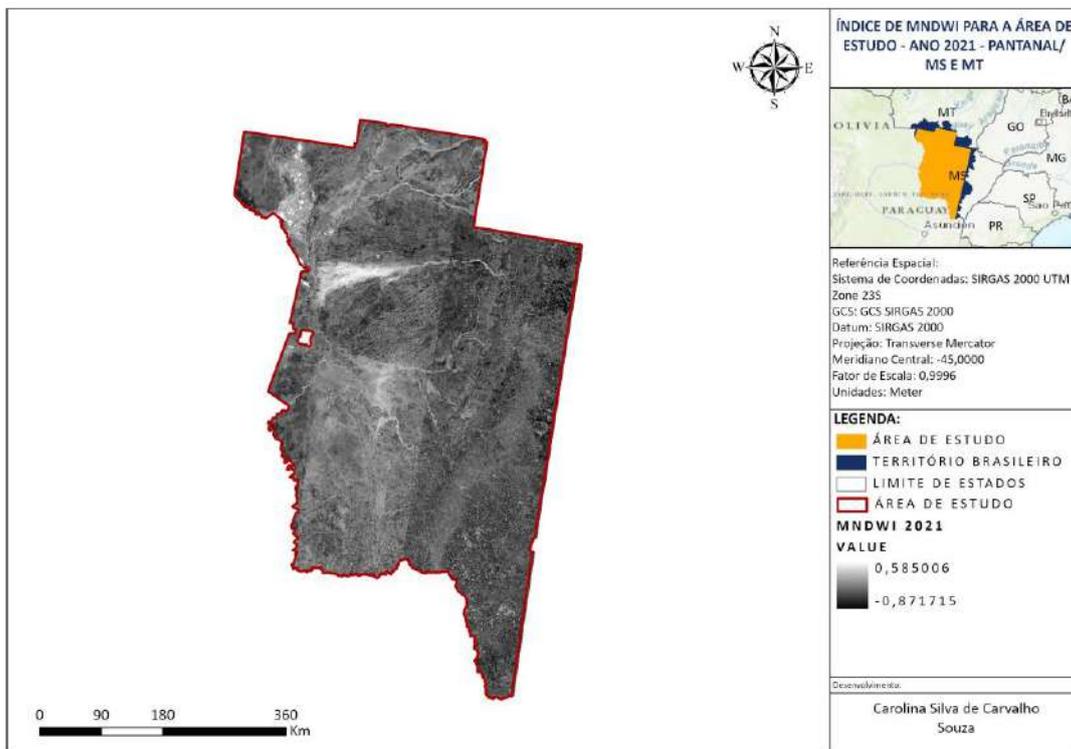
Fonte: Da autora.

Figura 29 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2020.



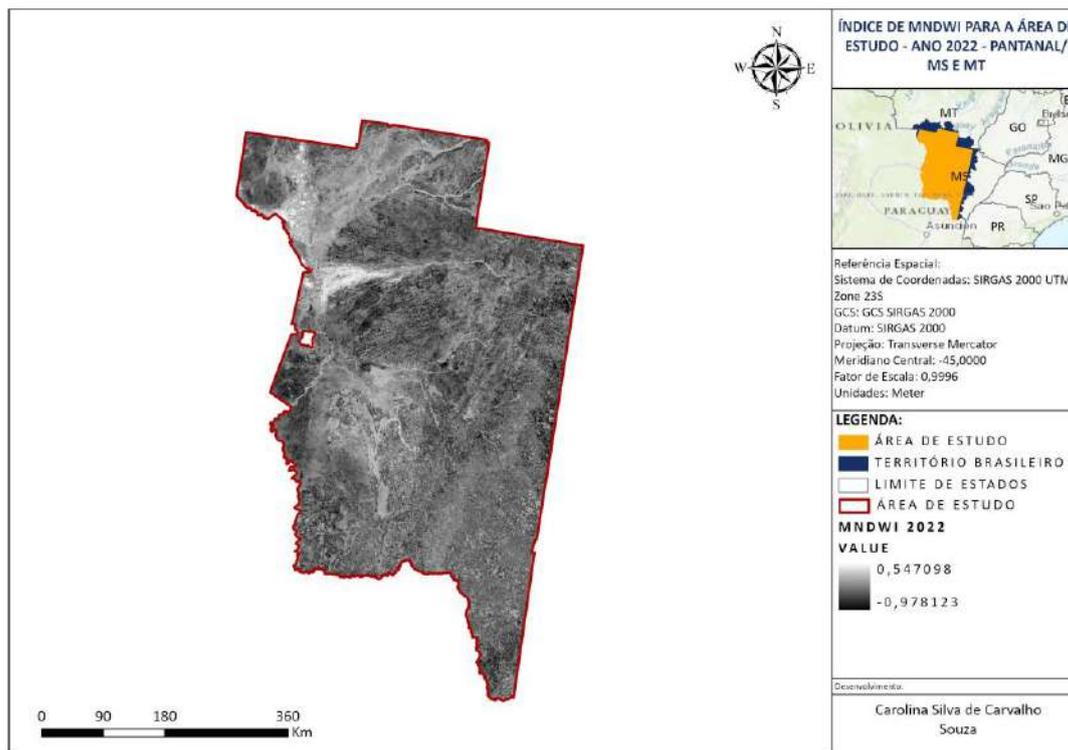
Fonte: Da autora.

Figura 30 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2021.



Fonte: Da autora.

Figura 31 - MNDWI para a área de estudo no ano de 2022.



Fonte: Da autora.

Os mapas foram produzidos seguindo a classificação dentro do intervalo de -1 a 1, conforme Xu (2006). Os resultados obtidos apresentam valores de máximo e mínimo, como pode ser visto na Tabela 4.

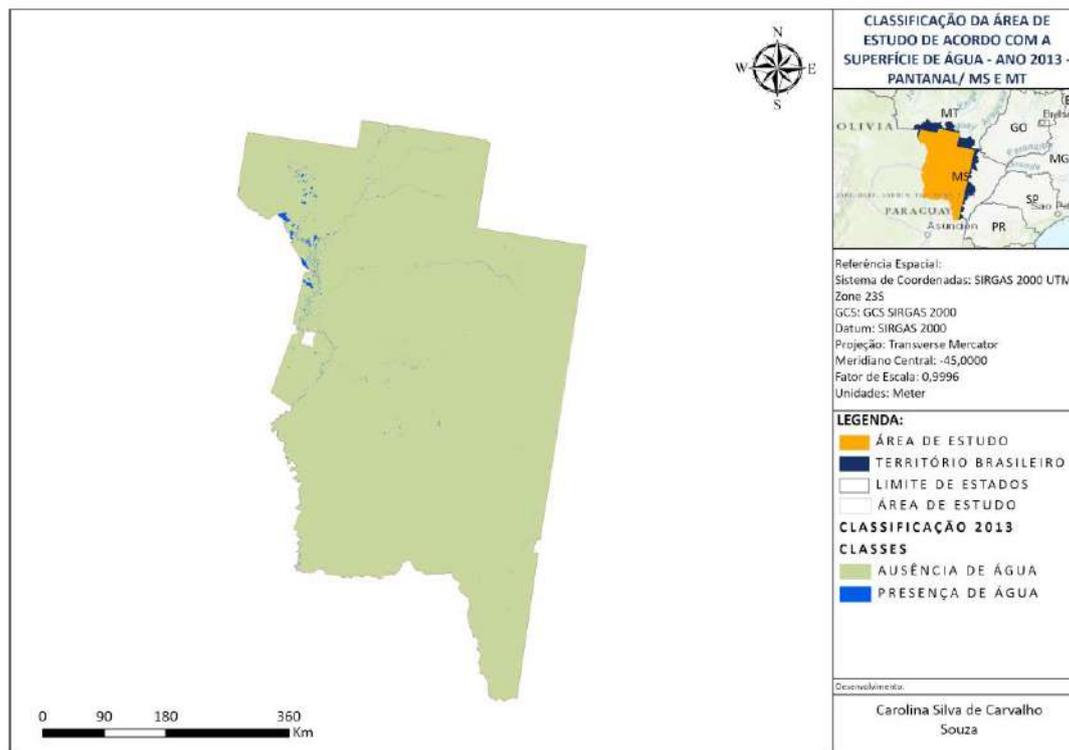
Tabela 4 – Valores máximos e mínimos do MNDWI para os anos de estudo.

ANO	MNDWI	
	MÁXIMO	MÍNIMO
2013	0,508106	-0,997059
2014	0,561903	-0,986234
2015	0,464115	-0,903799
2016	0,442449	-0,884934
2017	0,656014	-0,769543
2018	0,415044	-0,967445
2019	0,652783	-0,981914
2020	0,664583	-0,788776
2021	0,585006	-0,871715
2022	0,547098	-0,978123

Fonte: Da autora.

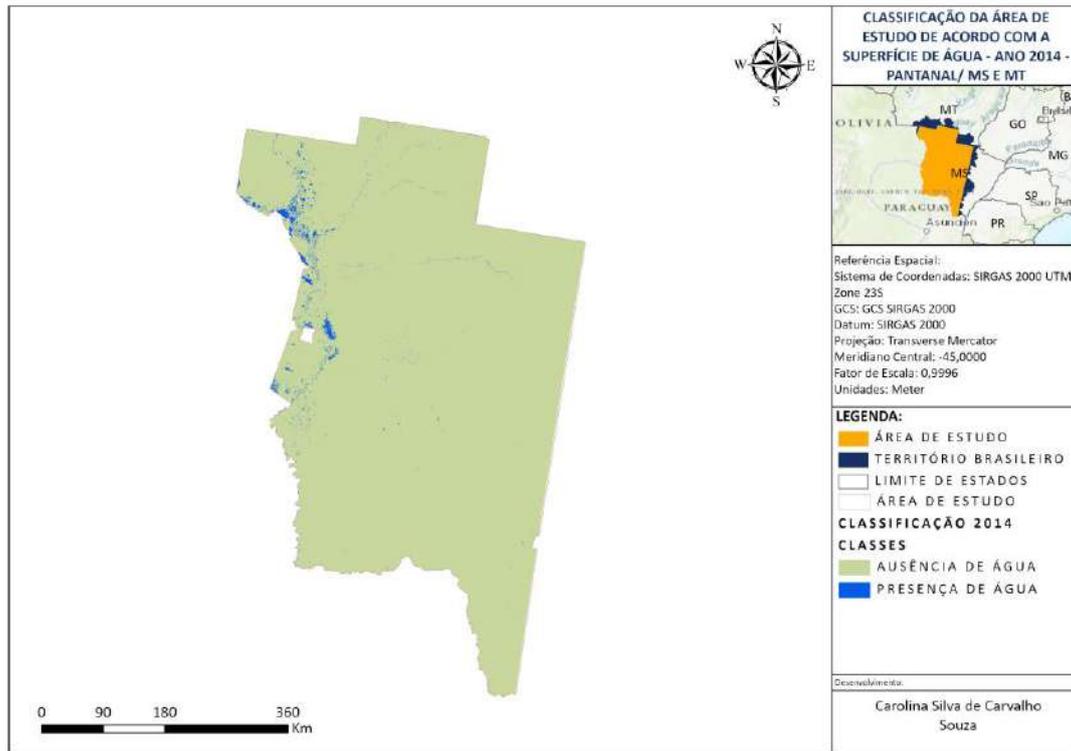
Para realizar a quantificação da área com presença de superfície de água em cada um dos anos, para os dois índices, os *rasters* com os valores calculados de NDWI e MNDWI foram reclassificados em duas classes, sendo que os *pixels* que não apresentam superfície de água, representados pelos valores negativos, e os que apresentam, que são os valores positivos dos *pixels*.

Figura 32 – Classificação do NDWI para o ano de 2013.



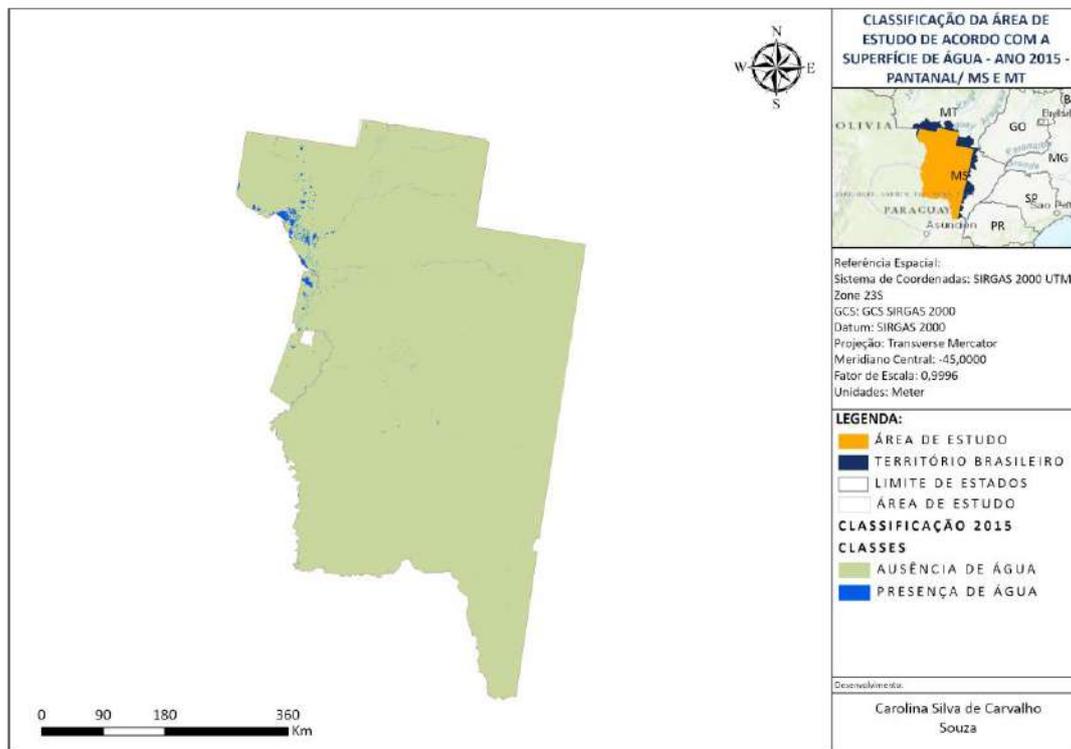
Fonte: Da autora.

Figura 33 – Classificação do NDWI para o ano de 2014.



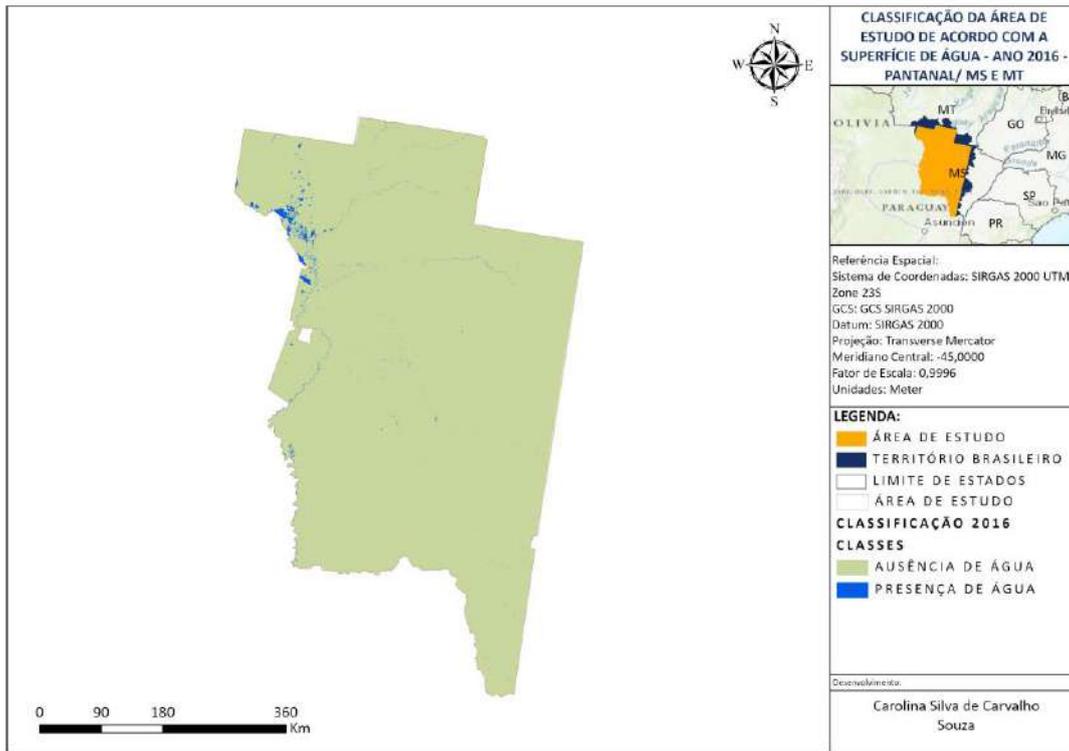
Fonte: Da autora.

Figura 34 – Classificação do NDWI para o ano de 2015.



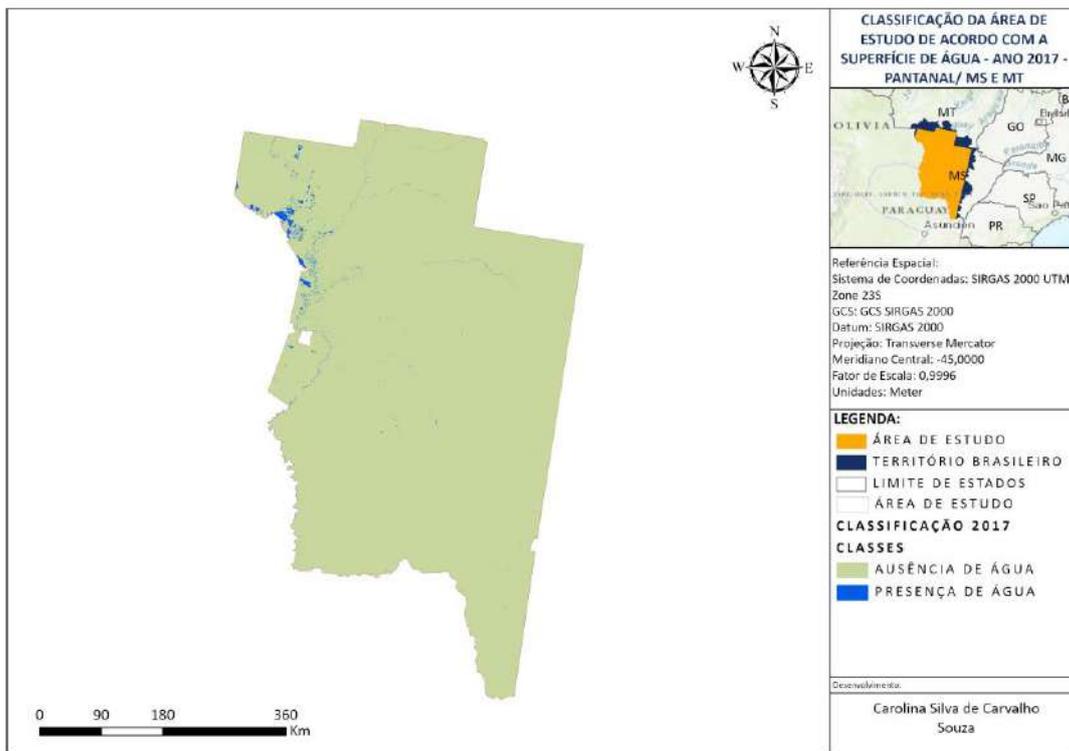
Fonte: Da autora.

Figura 35 – Classificação do NDWI para o ano de 2016.



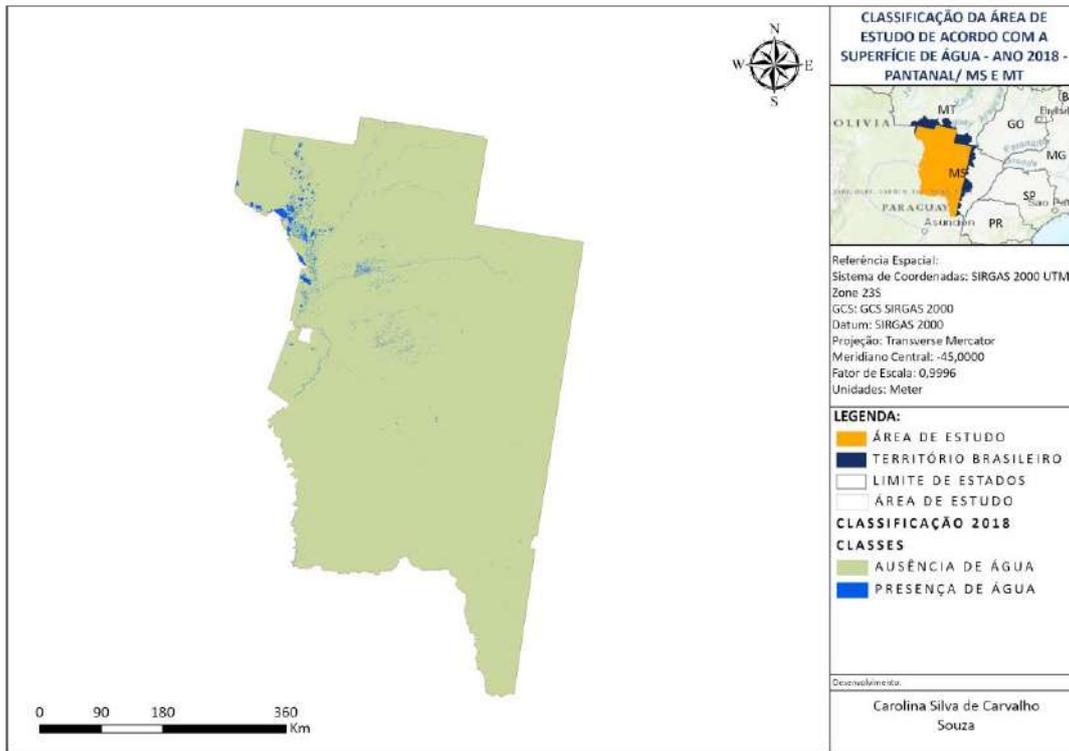
Fonte: Da autora.

Figura 36 – Classificação do NDWI para o ano de 2017.



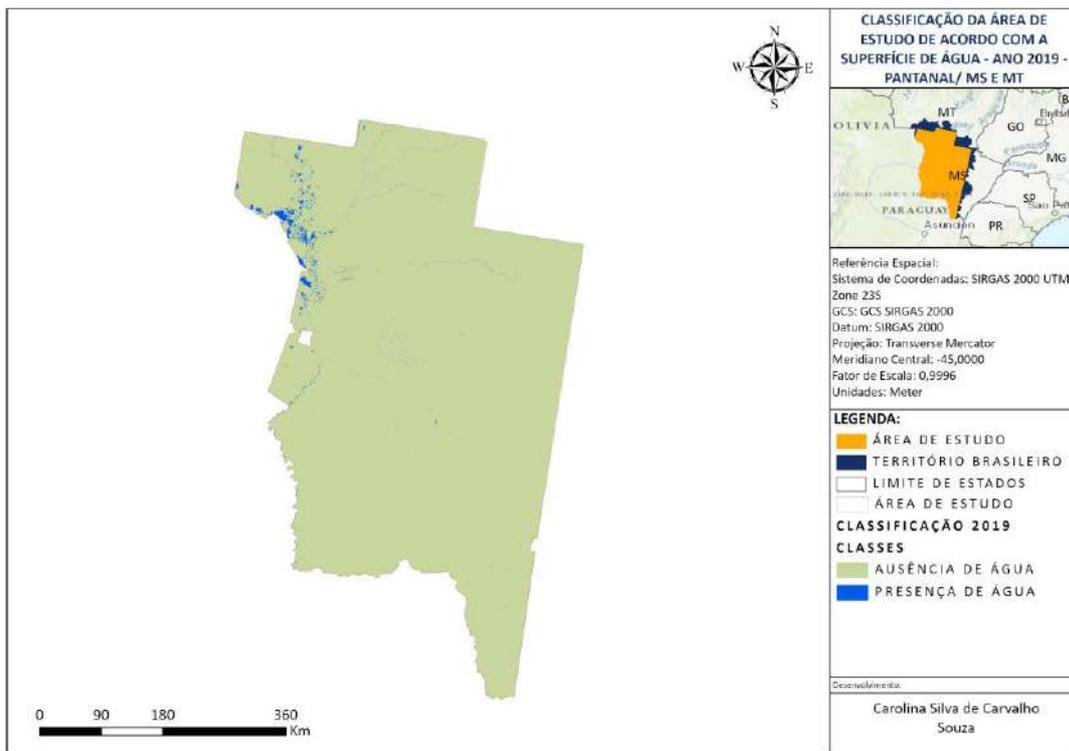
Fonte: Da autora.

Figura 37 – Classificação do NDWI para o ano de 2018.



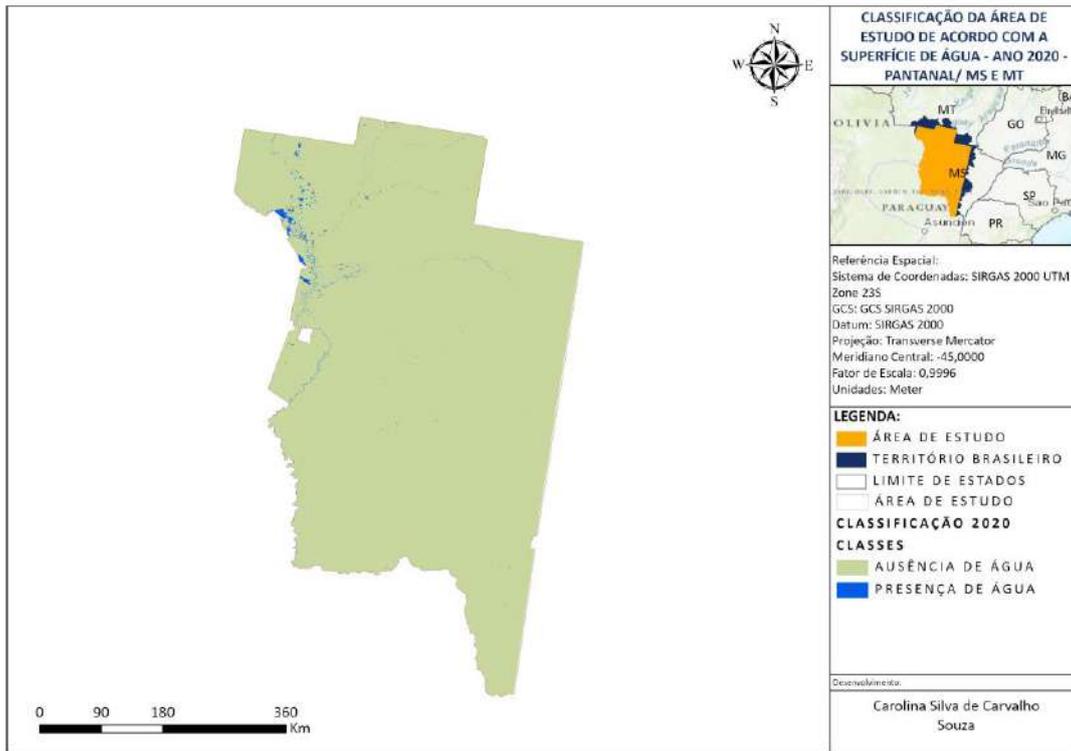
Fonte: Da autora.

Figura 38 – Classificação do NDWI para o ano de 2019.



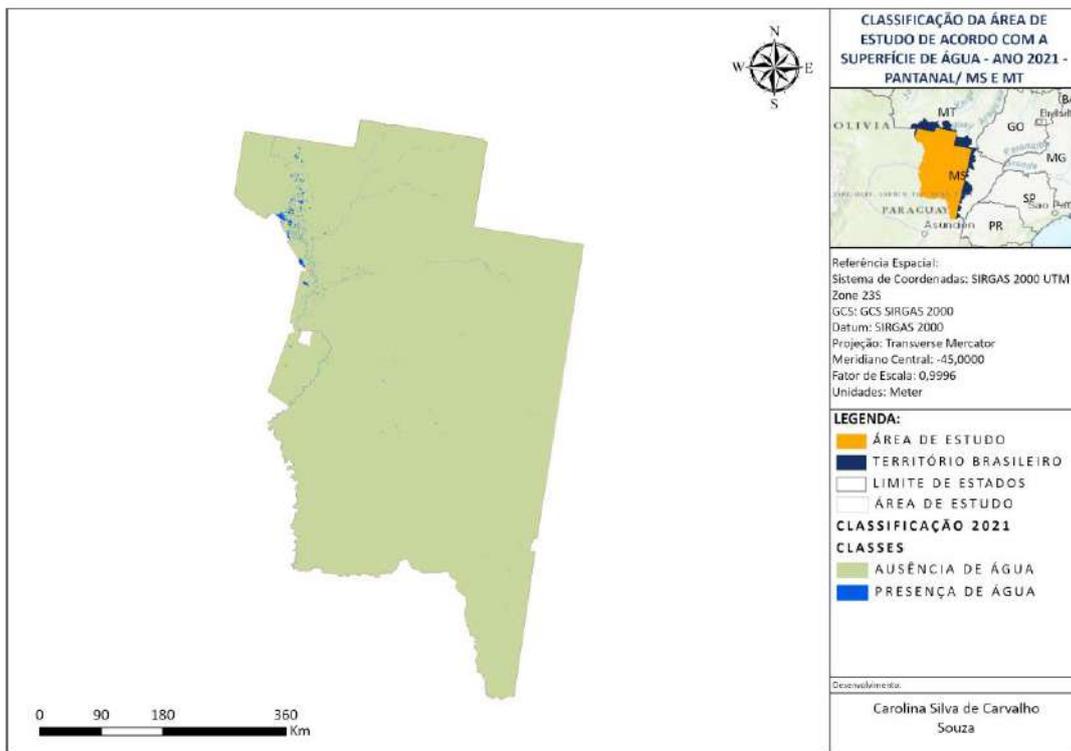
Fonte: Da autora.

Figura 39 – Classificação do NDWI para o ano de 2020.



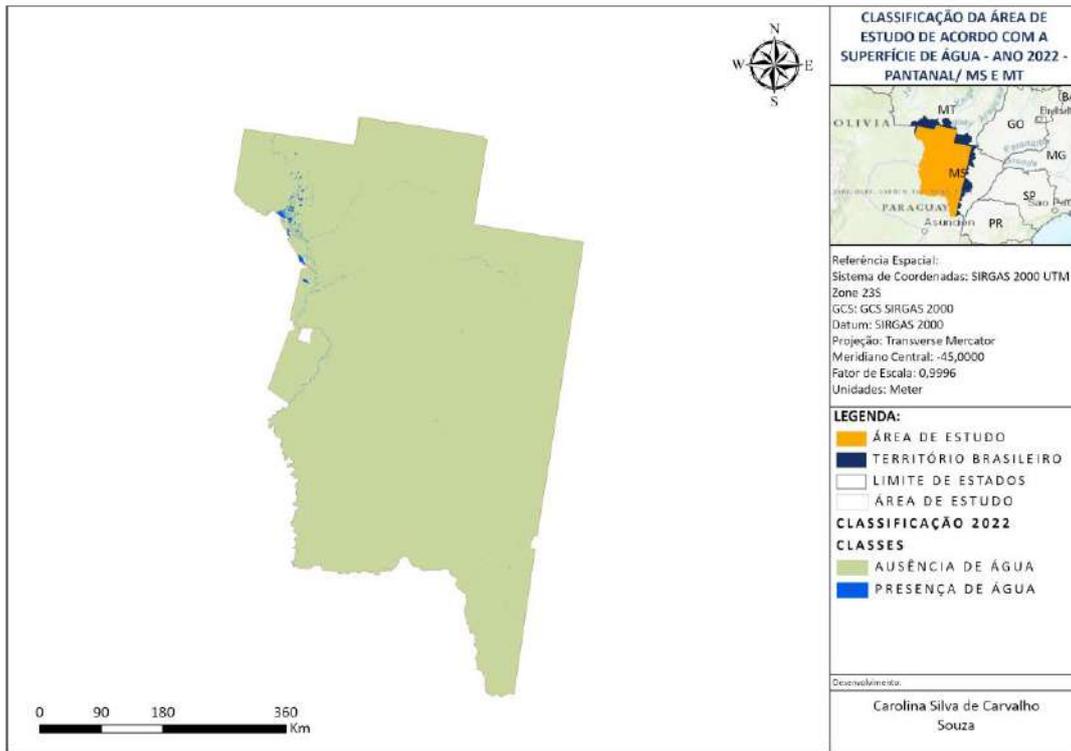
Fonte: Da autora.

Figura 40 – Classificação do NDWI para o ano de 2021.



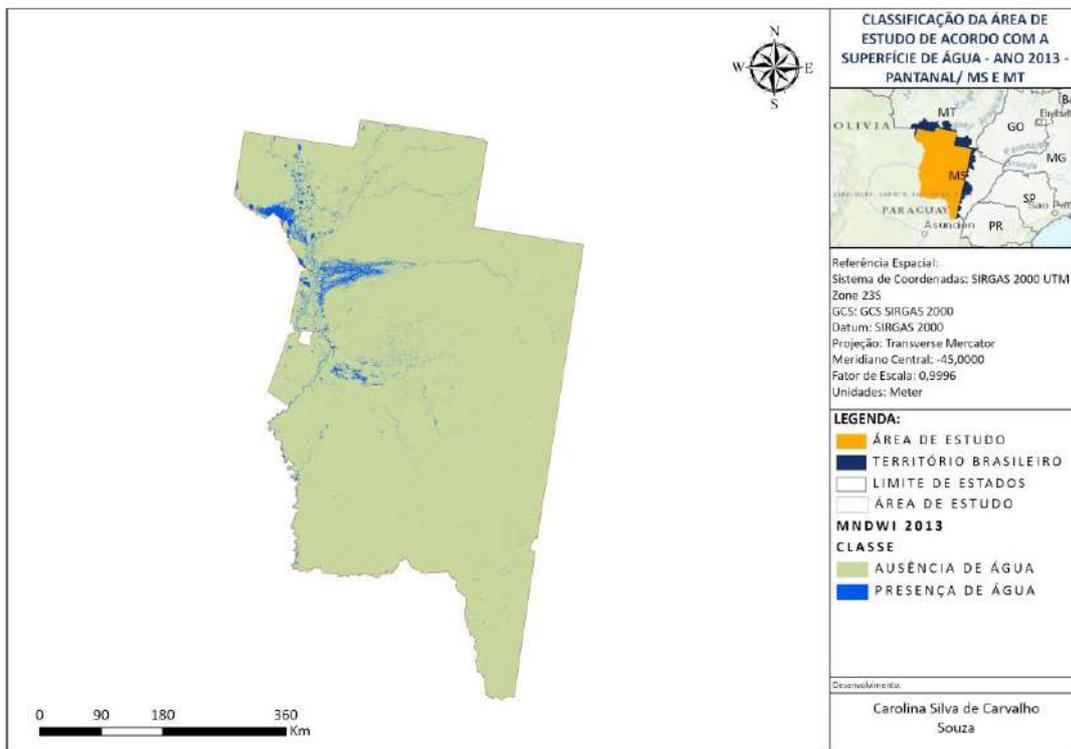
Fonte: Da autora.

Figura 41 – Classificação do NDWI para o ano de 2022.



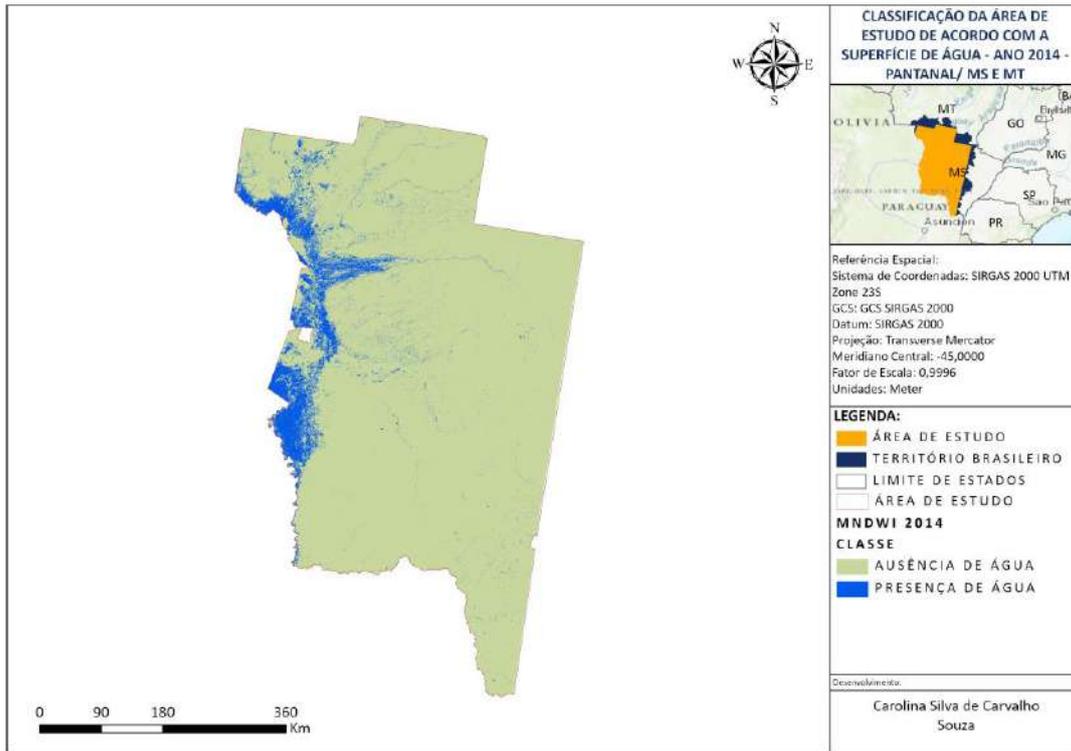
Fonte: Da autora.

Figura 42 – Classificação do MNDWI para o ano de 2013.



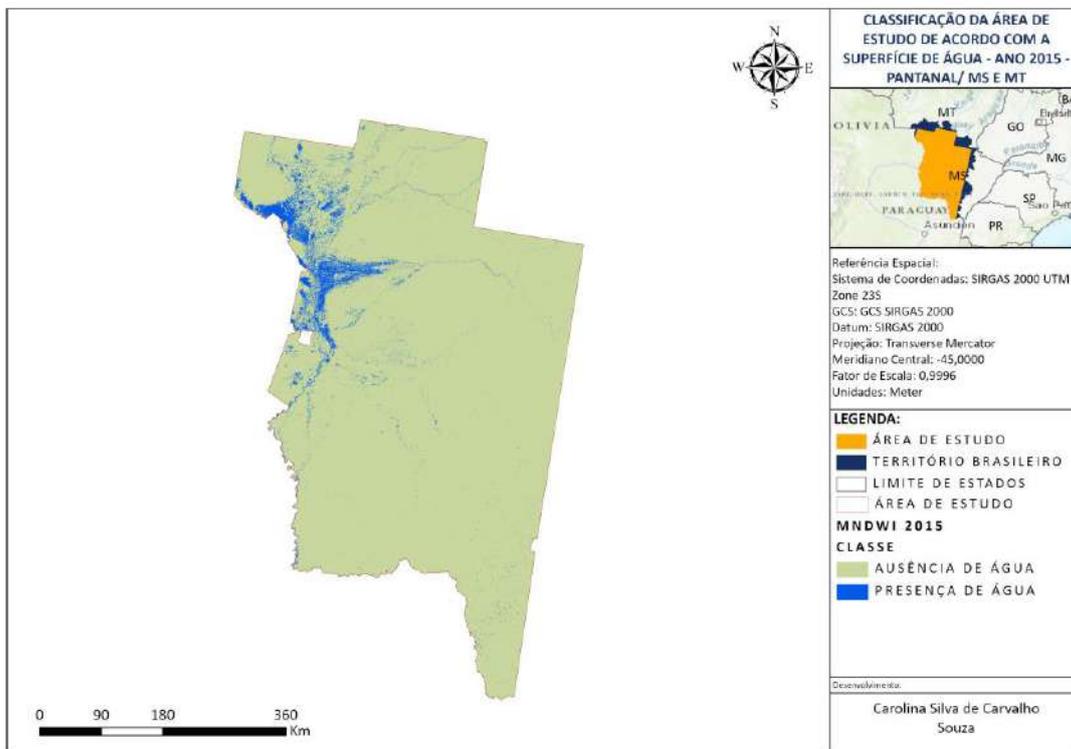
Fonte: Da autora.

Figura 43 – Classificação do MNDWI para o ano de 2014.



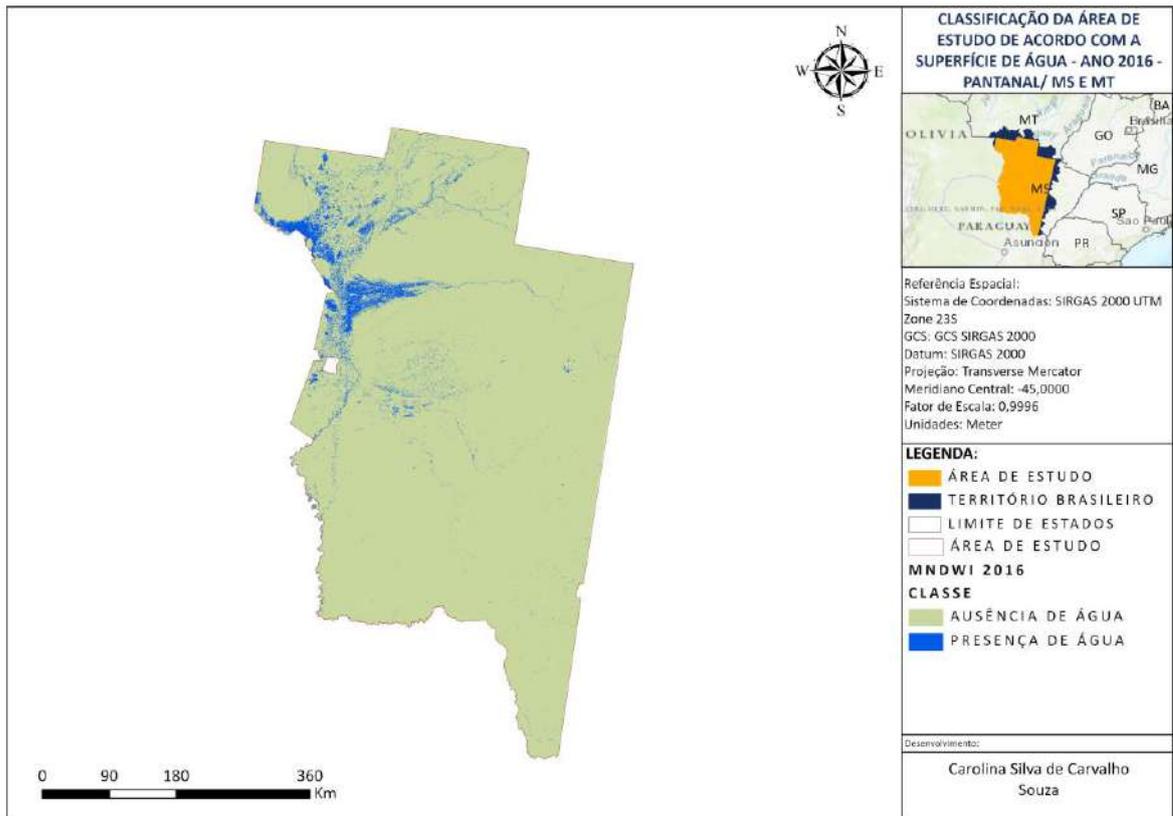
Fonte: Da autora.

Figura 44 – Classificação do MNDWI para o ano de 2015.



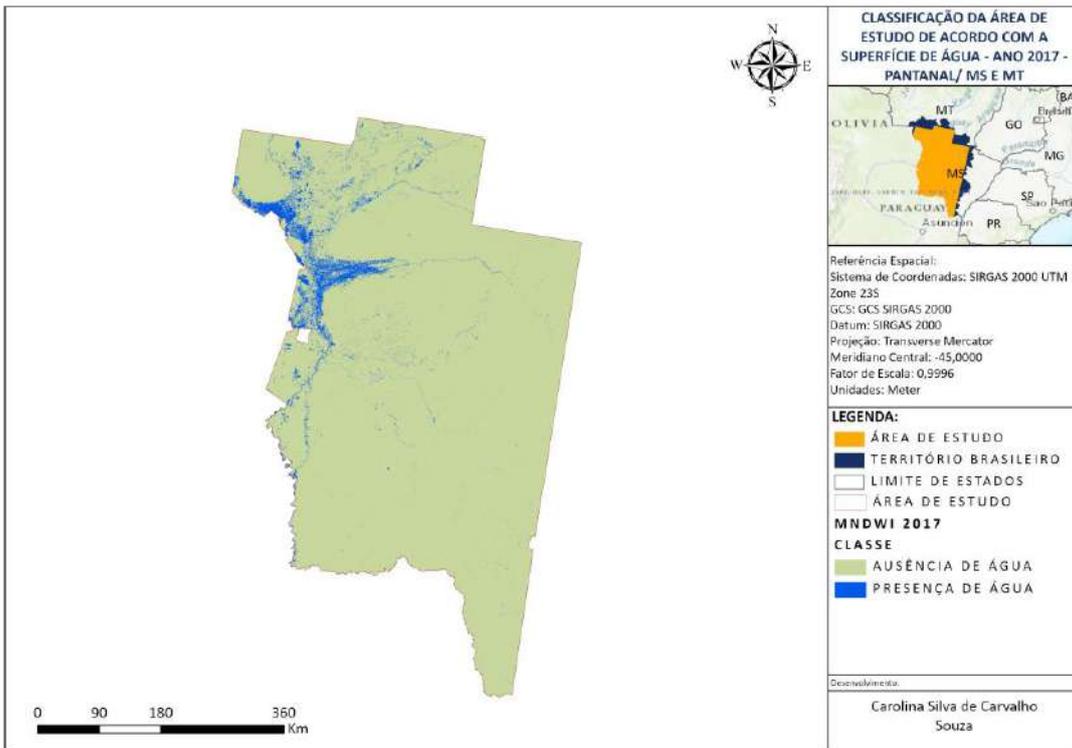
Fonte: Da autora.

Figura 45 – Classificação do MNDWI para o ano de 2016.



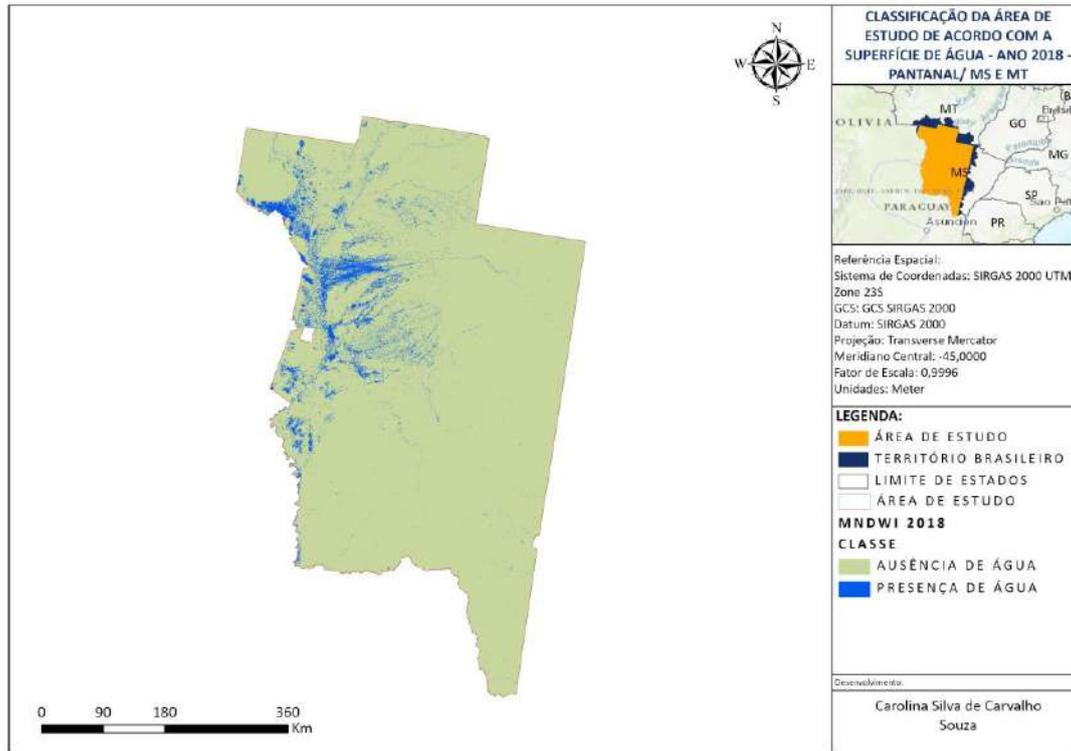
Fonte: Da autora.

Figura 46 – Classificação do MNDWI para o ano de 2017.



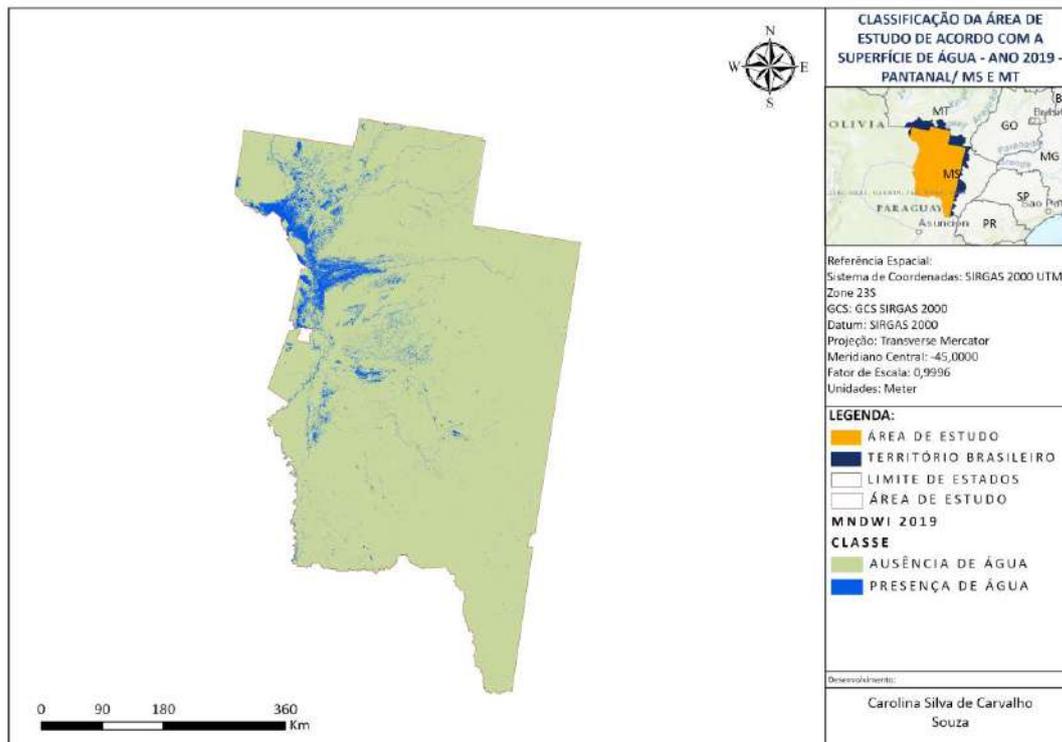
Fonte: Da autora.

Figura 47 – Classificação do MNDWI para o ano de 2018.



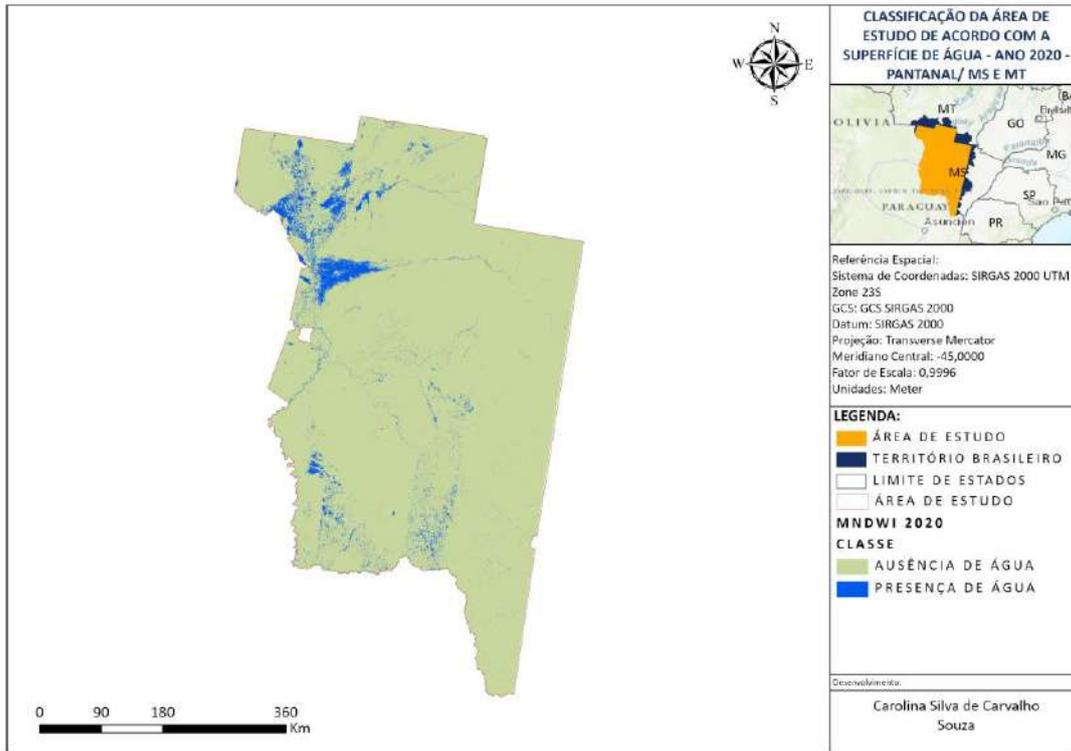
Fonte: Da autora.

Figura 48 – Classificação do MNDWI para o ano de 2019.



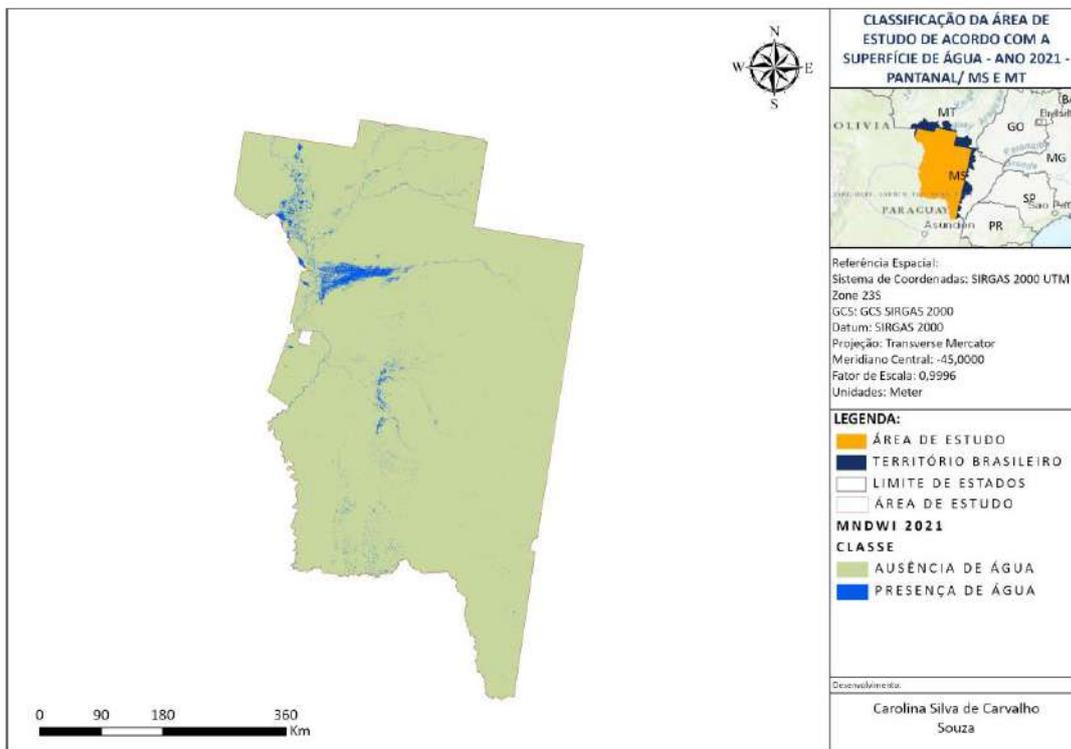
Fonte: Da autora.

Figura 49 – Classificação do MNDWI para o ano de 2020.



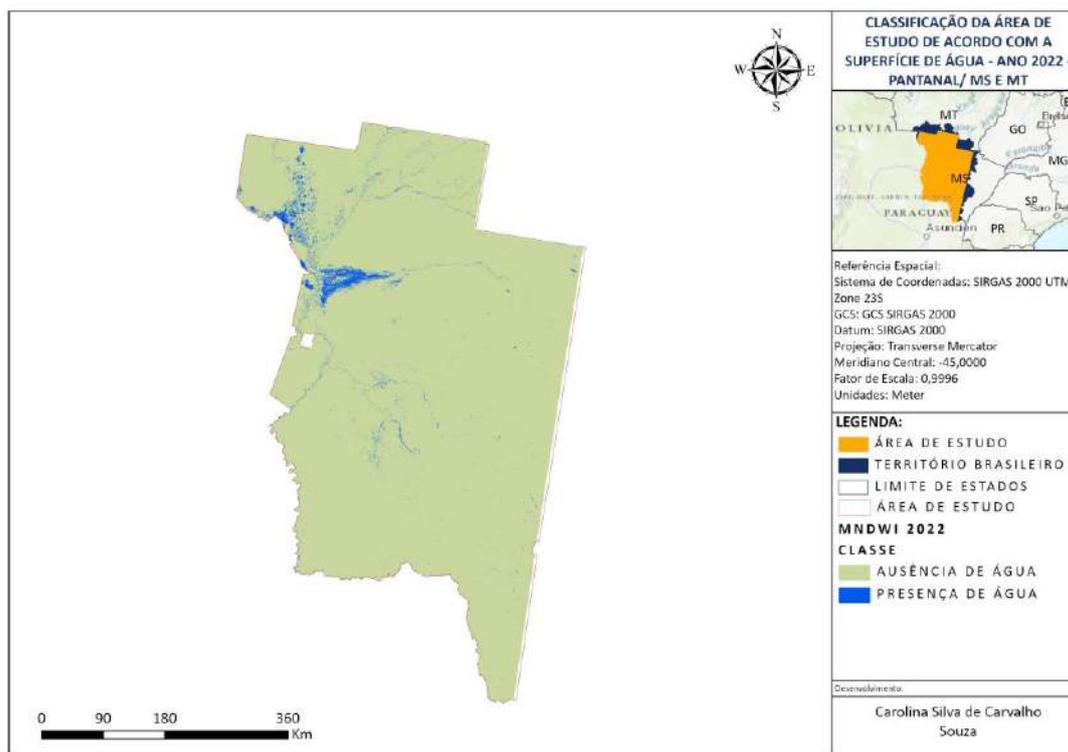
Fonte: Da autora.

Figura 50 – Classificação do MNDWI para o ano de 2021.



Fonte: Da autora.

Figura 51 – Classificação do MNDWI para o ano de 2022.



Fonte: Da autora.

Para o índice NDWI, os resultados obtidos referentes a extensão de área, com presença de superfície de água, podem ser observados na Tabela 5. Sendo que o ano com o menor valor de área foi 2022 e o maior 2018.

Tabela 5 – Quantificação da área com presença de superfície de água para os anos de estudo segundo o índice NDWI.

ANO	SUPERFÍCIE DE ÁGUA (km ²)
2013	1275,89
2014	2642,39
2015	1660,53
2016	1778,71
2017	1682,61
2018	2705,44
2019	2145,82
2020	1405,92
2021	1190,71
2022	934,11

Fonte: Da autora.

De 2018 a 2022 houve perda de 1.770,33 km² de superfície de água na área de estudo, o que representa uma perda de 34,53%. A área de estudo compreende 260.726,7 km² de extensão, sendo que, para o ano de 2022, apresenta 0,36% da área com presença de superfície de água.

Em 2013, da extensão total da área de estudo, havia 0,49% da área coberta por superfície de água. Já em 2018, que foi a maior extensão de área calculada, havia 1,04% da área total de estudo com presença de superfície de água.

Para o MNDWI, os resultados obtidos referentes a extensão de área, com presença de superfície de água, podem ser observados na Tabela 6. Sendo que o ano com o menor valor de área foi 2022 e o maior 2014.

Tabela 6 – Quantificação da área com presença de superfície de água para os anos de estudo segundo o índice MNDWI.

ANO	SUPERFÍCIE DE ÁGUA (km ²)
2013	6656,57
2014	18633,36
2015	10464,08
2016	10073,65
2017	9710,16
2018	12981,62
2019	13023,13
2020	10797,89
2021	5421,11
2022	5231,56

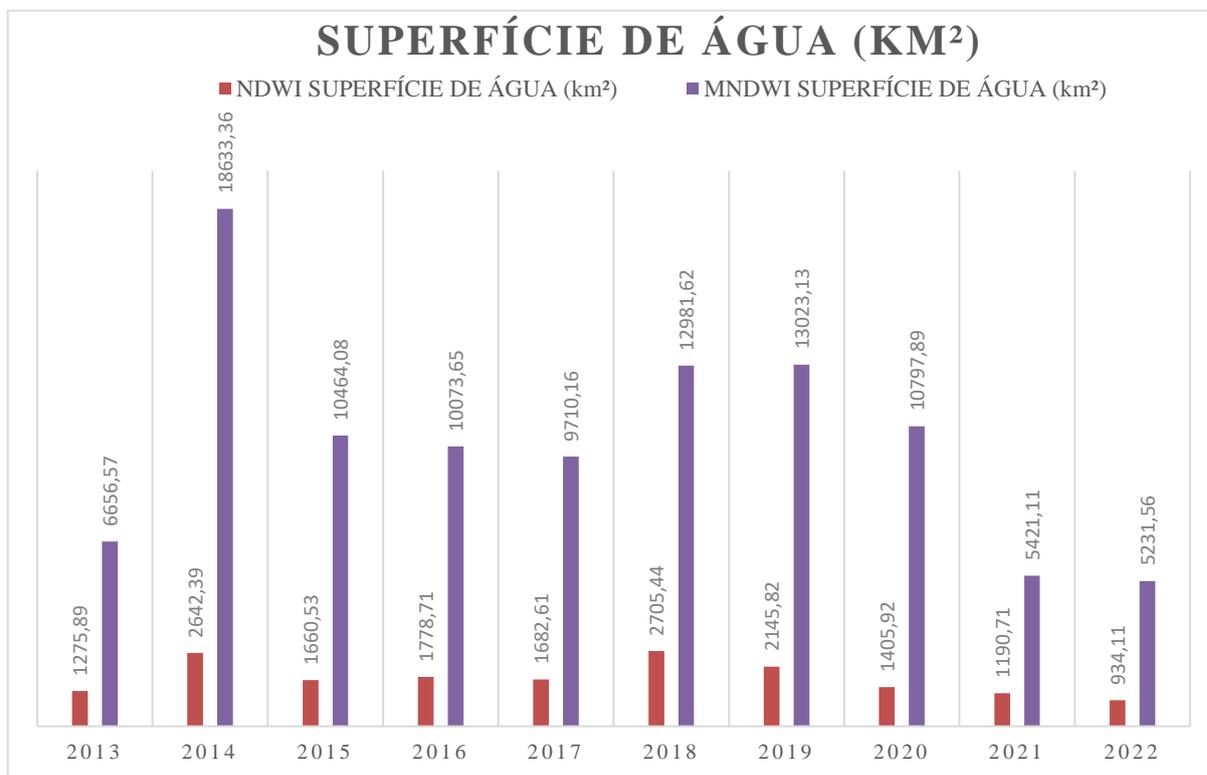
Fonte: Da autora.

De 2014 a 2022 houve perda de 13.401,80 km² de superfície de água na área de estudo, sendo que do ano de 2017 a 2019 houve um aumento da superfície em 3.312,98 km². Contudo, esse aumento da superfície de água foi perdido nos anos subsequentes, essa perda foi de 71,92%. A área de estudo compreende 260.726,7 km² de extensão, contudo, para o ano de 2022, apresenta apenas 2,01% da área com presença de superfície de água.

Em 2014, de toda a extensão da área de estudo, havia 7,15% da área coberta por superfície de água, o que para os anos analisados nesse trabalho, representa a maior porcentagem de área com água.

Os índices NDWI e MNDWI apresentaram diferentes valores se superfície de água para os anos de 2013 a 2022, sendo que para os dois índices o menor valor observado foi em 2022. A comparação entre os valores observados pelos índices está apresentada no Gráfico 1.

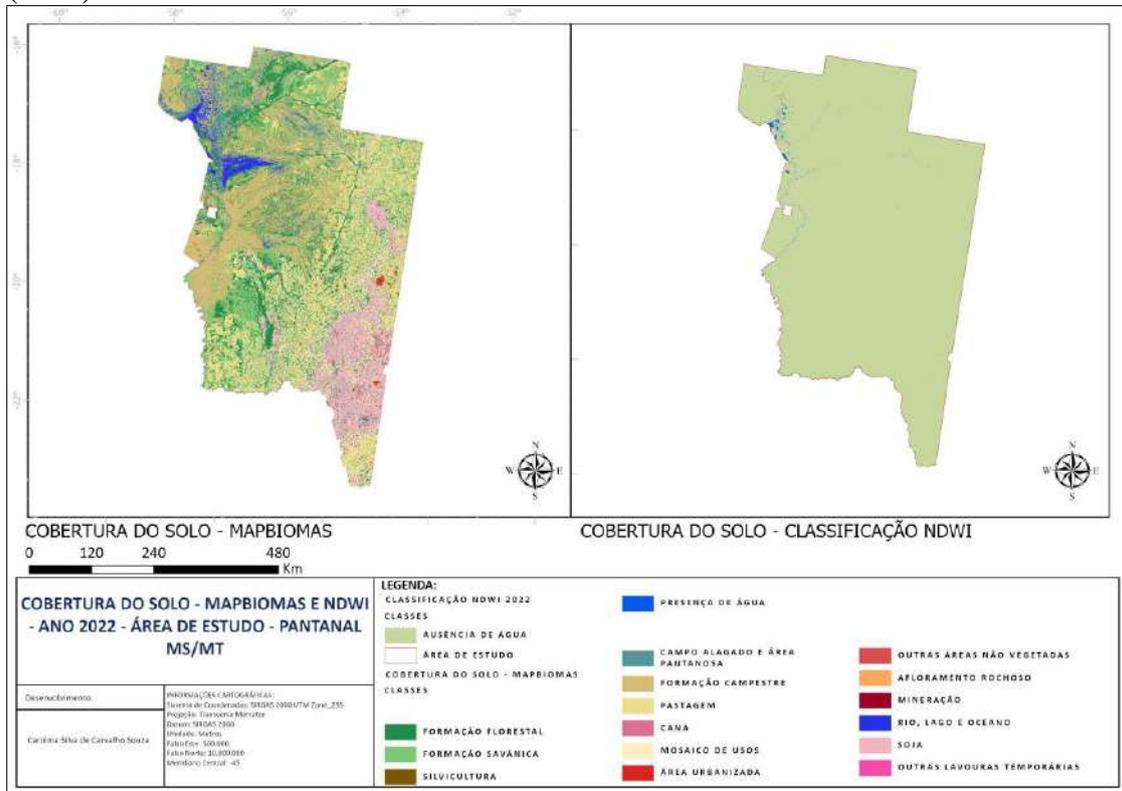
Gráfico 1 – Variação da área correspondente à superfície de água (2013-2022).



Fonte: Da autora.

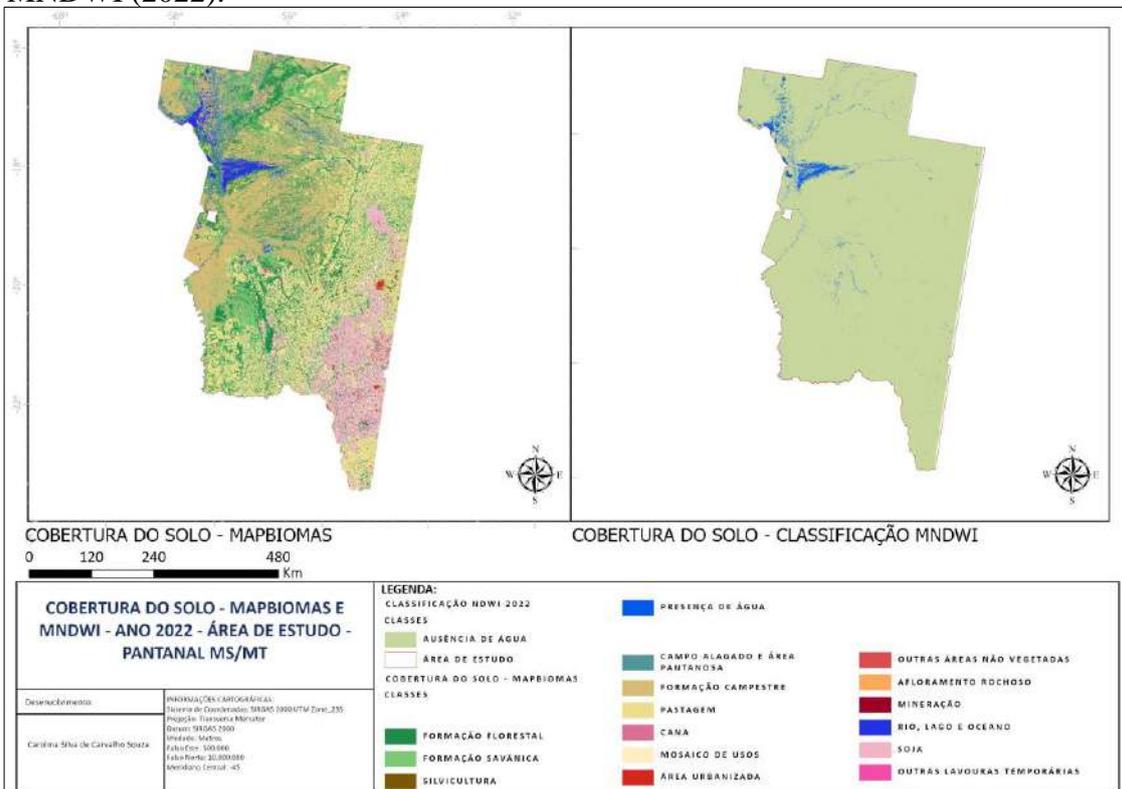
A fim de comparação de área e, também, verificar eventuais diferenças, os resultados dos índices NDWI e MNDWI para 2022 foram comparados, de forma visual primeiro, ao mapeamento realizado pelo Projeto MapBiomias, Coleção 8, ano 2022. Para o MapBiomias, a cobertura de água na área é de 6787,19 km².

Figura 52 – Comparação entre as classificações de superfície de água – MapBiomais e NDWI (2022).



Fonte: Da autora.

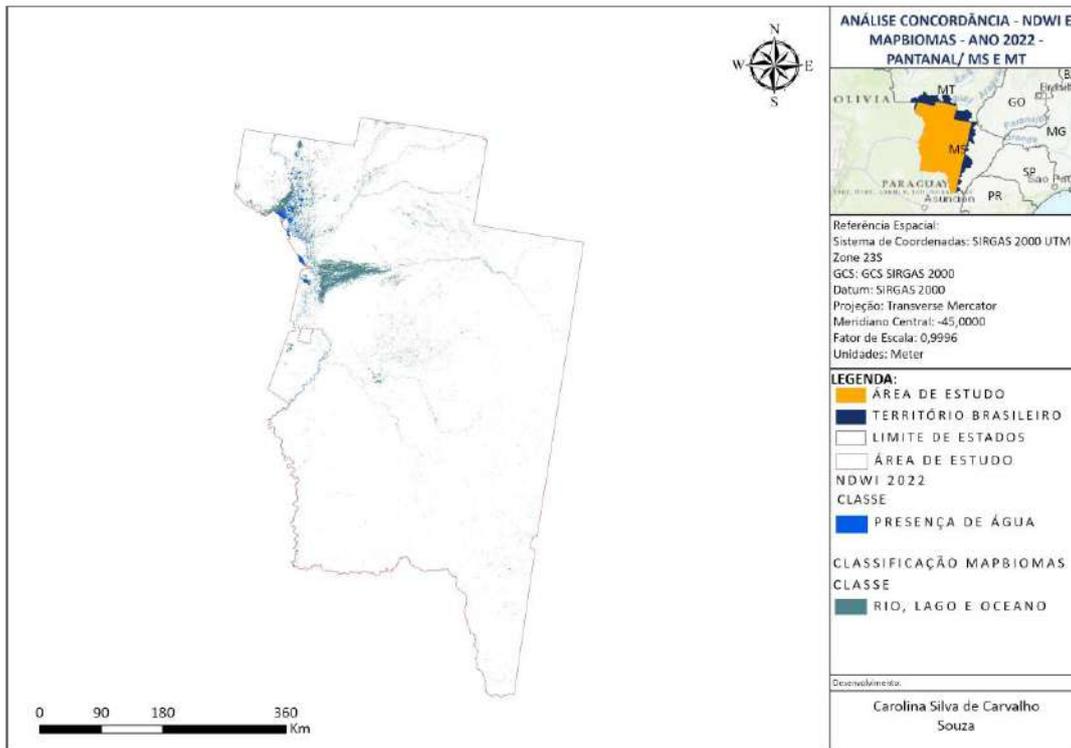
Figura 53 – Comparação entre as classificações de superfície de água – MapBiomais e MNDWI (2022).



Fonte: Da autora.

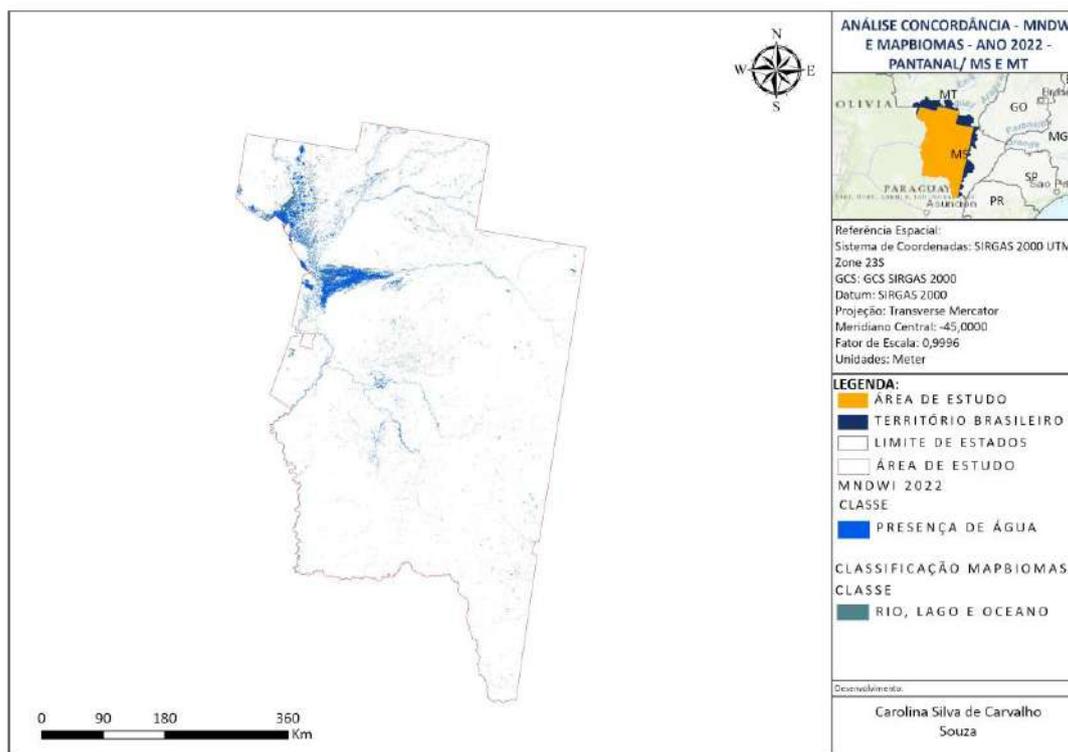
Posteriormente, os índices foram sobrepostos a classificação do MapBiomias a fim de obter a concordância da classe de interesse, superfície de água. As análises de concordância de mapeamento podem ser visualizadas nas Figura 54 e 55.

Figura 54 – Concordância espacial entre os mapeamentos – NDWI e MapBiomias (2022).



Fonte: Da autora.

Figura 55 – Concordância espacial entre os mapeamentos – MNDWI e MapBiomas (2022).



Fonte: Da autora.

A análise de concordância espacial entre os mapeamentos resultantes do índice de NDWI deste trabalho e o mapeamento realizado pelo MapBiomas, revelou que há uma concordância das áreas de superfície de água, que foram identificadas pelo NDWI, de 86,49 %. E 86,24% foi erro de omissão, que foram as superfícies de água que não foram contabilizadas pelo NDWI e foram confirmadas pelo MapBiomas.

Já a análise de concordância espacial realizada com o índice MNDWI deste trabalho e o mapeamento do MapBiomas, revelou que há concordância das áreas de superfície de água de 77,08%. E o erro de omissão foi de 22,92%, que foram as superfícies não contabilizadas pelo MNDWI e foram confirmadas pelo MapBiomas. Dessa forma, os resultados mostram que o MNDWI produziu uma melhor distinção entre as classes ‘Presença de água’ e ‘Ausência de água’.

A diferença dos índices NDWI e MNDWI está na utilização das bandas de ondas curtas do infravermelho em sua equação, enquanto um usa a banda NIR o outro utiliza a SWIR. A melhor identificação das superfícies de água pelo MNDWI, se deve ao fato que a água apresenta baixa reflectância no NIR, em contraste com outras superfícies como vegetação e solo. Enquanto, o SWIR pode detectar o conteúdo de água tanto nas plantas como no solo, isso ocorre porque a água absorve mais radiação SWIR do que NIR.

5. CONCLUSÃO

O meio ambiente deve ser uma influência do conjunto de dados naturais e culturais, que juntos proporcionam o desenvolvimento equilibrado da vida em todas as suas formas. O entendimento sobre a maneira como uma paisagem e seus elementos se comporta, mostra que é possível entender as causas das modificações que ocorreram no local, como o aumento das áreas de solo exposto ou perda da biodiversidade. Sendo assim, a compreensão da dinâmica da paisagem, possibilita prever mudanças futuras para que se possa formar uma base de estudos de planejamento, manejo e proteção de recursos hídricos.

As análises sobre as variações das superfícies hídricas constituem um passo importante para a promoção de planos de gestão hídricas, mas precisam ter como premissa o uso da água a partir do entendimento das limitações e potencialidades do local.

Neste trabalho foram aplicados os índices espectrais NDWI e MNDWI para a detecção da variação de superfície de água no Pantanal, utilizando uma série temporal de 10 anos (2013-2022), sendo realizada a partir de imagens Landsat 8. A partir dos resultados obtidos, foi possível identificar, através do índice MNDWI, que ocorreu um decréscimo significativo do ano de 2014 para 2022. Sendo que de 260.726,7 km² da área de estudo apenas 2,01% apresenta superfície de água no ano de 2022.

De acordo com a análise de concordância espacial, entre os mapeamentos resultantes do NDWI e MNDWI desse trabalho e o realizado pelo MapBiomas, foi possível identificar que entre as metodologias empregadas o NDWI não se mostrou muito eficaz, visto que 86,24% da área com superfície de água identificada pelo MapBiomas não foi identificada pelo NDWI. Enquanto o MNDWI se mostrou eficaz em identificar as superfícies de água, visto que a sua concordância com o mapeamento do MapBiomas foi de 77,08%.

Conclui-se que o índice de MNDWI se mostrou satisfatório no mapeamento das áreas inundadas da área de estudo, porém o NDWI não se mostrou, visto que após a validação a sua porcentagem de omissão foi muito alta.

É importante que o trabalho de detecção de mudança da superfície de água ocorra de forma anual, para que seja possível acompanhar e identificar as causas. A análise em um contexto temporal é primordial para que se possa entender como o ambiente se comporta, e saber o que é esperado que aconteça de forma natural e o que não é. Compreender essa mudança é o ponto de partida para entender a relação entre o homem e os recursos naturais no seu contexto político, econômico e social, e buscar o equilíbrio entre os dois.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AB'SÁBER, A. N. 2006. **Brasil: Paisagens de Exceção: o litoral e o pantanal matogrossense**. São Paulo: Ateliê Editorial.

AIAZZI, B.; ALPARONE, L.; BARONTI, S.; SELVA, M. **Twenty-five years of pansharpening**. Signal and Image Processing for Remote Sensing. 2.a ed. CRC Press, 2012. p.533-548.

ALLEN, R. G., TREZZA, R. & TASUMI M. **Surface energy balance algorithms for land**. Advance training and users manual, version 1.0, pp.98, 2002.

ALMEIDA, L. MAISONNAVE, F. **Incêndios no Pantanal não igualam recorde; marca está acima da média histórica**. Folha de S.Paulo, São Paulo, 22 ago. 2021. Disponível em: <https://www1.folha.uol.com.br/ambiente/2021/08/incendios-no-pantanal-alcancam-ritmo-da-destruicao-recorde-de-2020.shtml>. Acesso em: 22 out. 2023.

ANDRADE, R de O. **Lagoas moldadas pelo tempo**. In Revista Pesquisa (FAPESP), n.261, 2017.

ANDRADE, R. G. et al. **Geotecnologias aplicadas à avaliação de parâmetros biofísicos do Pantanal**. in: Pesquisa agropecuária brasileira, n. 47 (9), Set 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0100-204X2012000900007> Acesso em 27 de Jun. de 2023.

ANYAMBA; A.; EASTMAN, J. R. **Interannual variability of NDVI over Africa and its relation to El Niño/Southern Oscillation**. International Journal of Remote Sensing, London, [S./l.], v.13, p.2533-2548, 1996.

BONI, P. V. **Análise sedimentológica de uma elevação na região Leste do Pantanal da Nhecolândia -MS**. Trabalho de Conclusão de Curso, 2017.

BRAGA, B. et al. **Introdução à engenharia ambiental**. 2. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2005, 628p.

BRASIL. **Pantanal**. Biomas. Brasília: Ministério do Meio Ambiente, s/d.

CAMPBELL, J. B.; WAYNNE, R. H.; THOMAS, V. A. **Introduction to Remote Sensing**. 6. ed. New York, London: The Guilford Press, 2022. ISBN 978-1-4625-4940-5.

CAPOANE, V.; FUSHIMI, M. **Alterações antropogeomorfológicas na bacia hidrográfica Córrego Lajeado**, Campo Grande – MS. Geosp, v. 27, n. 2, e-196393, maio/ago. 2023. ISSN 2179-0892. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/geosp/article/view/196393>. doi: <https://doi.org/10.11606/issn.2179-0892.geosp.2023.196393.pt>.

CARA, C.A. **Modernização da agricultura brasileira e impactos ambientais**. Perspectiva Geográfica, v. 1, n. 5, p. 126-135, 2009.

CARDOZO, F. S.; PEREIRA, G.; SILVA; G. B. S.; SILVA, F. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; MORAES, E. C. **Discriminação de áreas alagadas no Pantanal sulmatogrossense a partir**

de imagens orbitais. In: Anais 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, 2009, Corumbá. Anais [...], Corumbá: Embrapa Informática Agropecuária/INPE, 2009.

CHUVIECO, E. **Fundamentos da teledetección espacial.** Unigraf S. A. Madrid, España. 1995.

COELHO, A. L. N.; CORREA, W. S. C. **Temperatura de superfície Celsius do sensor TIRS/Landsat-8: metodologia e aplicações.** Revista Geográfica Acadêmica, Boa Vista, v. 7, n. 1, p. 31 - 45, 2013.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO - CONAB. **Compêndio de Estudos Conab.** v. 1. 54 p. Brasília: Conab, 2016.

CONGEDO, L. **Semi-automatic classification plugin documentation.** Release, v. 4, n. 0.1, p. 29, 2016.

CRISTOFORI, P. P. B. **Análise do potencial de resiliência da vegetação arbórea do pantanal da nhecolândia após incêndios florestais: Uma abordagem utilizando sensoriamento remoto.** Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Campus de Três Lagoas, Três Lagoas, MS, 2023.

CRÓSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto.** Campinas, SP: UNICAMP, 2002. 170 p. ISBN 85-85369-02-7. Disponível em: https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/54735007/Livro_Alvaro.pdf-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1634594624&Signature=DcJ8KnppMA2WIhki~09sKISYAUBve-LUtK4wpLsb1VoTgy7X8SJZtoyjalgn8S9YFuhujfi2J6kHVaf45vFfJMaPCrxiCj8AkYZp~eEQHiVOFUeGwjEf3wW9svXEURr8Iz32W0WNMDBGaEaNyKGUDNeywENRaomraAtO5HqQ43JZeGLzclqhlEMyUSb2BJhBCAQxN4fENhsqD40EenuVgKA~zeaZgF6LQkYhwWwHn~4WbN2XU7LyfJC1wzE7Xe48LVGSyt-aGbedmmL4kfdwCeSgmqawX1Ozjdxm4dBMpAKOJUy~4mS3wrwNwbfJ1iiKtJkquG-KNd9TdqjlOV7QfkQ__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA. Acesso em: 18 out. 2023

CUNHA, C. N. da; JUNK, W. J. **Apreliminary classification of habitats of the Pantanal of Mato Grosso and Mato Grosso do Sul, and its relation to national and international classification systems.** In: JUNK, W. J.; CUNHA, C. N. da; WANTZEN, K. M. (Eds.). The Pantanal: Ecology, biodiversity and sustainable management of a large tropical seasonal wetland. Pensoft: Sofia-Moscow. 2011.

DAPIEVE, D. R. **Uso de geotecnologias na seleção de áreas adequadas para aquicultura.** 2023. 112 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola). Universidade Estadual do Oeste do Paraná, Cascavel, 2023.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L. **Análise dos efeitos de geadas na cobertura vegetal do município de Cândido Mota - SP, Brasil, por meio de índices de vegetação.** ISSN: 1984-8501 Bol. Goia. Geogr. (Online). Goiânia, v. 35, n. 3, p. 554-573, set./dez. 2015.

DIAS, D. A. F. **Uso e ocupação do solo, qualidade da água e disponibilidade hídrica do médio curso do rio Piracicaba-MG.** Dissertação (Mestrado Profissional em Rede Nacional em Gestão e Regulação de Recursos Hídricos – PROFÁGUA), Instituto de Ciências Puras e Aplicadas, Universidade Federal de Itajubá, Campus de Itabira, Minas Gerais, 2023.

EASTMAN, J.R.; FULK, M. **Long sequence time series evaluation using standardized principal components**. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Bethesda, v.59, n.8, p.1307-1312, 1993.

EMBRAPA, **Identificação, mapeamento e quantificação das áreas urbanas do Brasil**. Campinas, SP, 2017. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/317414486_Identificacao_mapeamento_e_quantificacao_das_areas_urbanas_do_Brasil>.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. **Geotecnologias e geoinformação: o produtor pergunta, a Embrapa responde**. TÔSTO, S. G.; RODRIGUES C. A. G.; BOLFE E. L.; BATISTELLA M. Brasília, DF. 2014. 248 p. ISBN 978-85-7035-321-4.

EPIPHANIO, J. C. N.; HUETE, A. R. **Dependence of NDVI and SAVI on sun-sensor geometry and its effect on fAPAR relationships in alfalfa**. Remote Sensing of Environment, New York, v. 51, p. 351-360, 1995.

FILHO, B. S. S. **Curso de Especialização em Geoprocessamento**. Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG, 2000).

FITZ, P. R. **Geoprocessamento Sem Complicação**. 1ª. ed. São Paulo: Oficina de textos, 2008.

FLORENZANO, T. G. **Iniciação em sensoriamento remoto**. 3. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2011. 120p.

FOLEY, J.A.; DEFRIES, R.; ASNER, G.P.; BARFORD, C.; BONAN, G.; CARPENTER, S.R.; CHAPIN, F.S.; COE, M.T.; DAILY, G.C.; GIBBS, H.K.; HELKOWSKI, J.H.; HOLLOWAY, T.; HOWARD, E.A.; KUCHARIK, C.J.; MONFREDA, C.; PATZ, J.A.; PRENTICE, I.C.; RAMANKUTTY, N. & SNYDER, P.K. **Global consequences of land use**. *Science*, 309:570–574, 2005.

FRANCO, M. S. M., & PINHEIRO, R. **Geomorfologia**. Projeto Radambrasil, série Geomorfologia. Folha SE. 21 Corumbá e parte da Folha SE. 20, vol. 27 (161, 224). Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia, Secretaria Geral, 1982.

GANEM, K. A. **Classificação da cobertura do solo na Caatinga a partir de imagens do Landsat-8 e da ferramenta Google Earth Engine: uma comparação entre dados com e sem correção atmosférica**. 182f. Dissertação (Mestrado em Geociências). Instituto de Geociências. Universidade de Brasília. Brasília, 2017.

GAO, Bo-cai. **NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space**. Remote Sensing Of Environment, [s.l.], v. 58, n. 3, p.257-266, dez. 1996. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257\(96\)00067-3](http://dx.doi.org/10.1016/s0034-4257(96)00067-3).

GE, G.; SHI, Z.; ZHU, Y.; YANG, X.; HAO, Y. **Land use/cover classification in an arid desert-oasis mosaic landscape of China using remote sensed imagery: Performance assessment of four machine learning algorithms**. Global Ecology and Conservation, v.22, e00971, 2020.

GENOMICLAB. **Ciência Cidadã Pantanal: Sequenciar para preservar**. Disponível em: <https://genomiclab.org/pantanal/>. Acesso em: 31 de out. de 2023.

- HALL, F.G.; STREBEL, D.E.; NICKESON, J.E.; GOETZ, S.J. **Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multirate, multisensor images.** Remote Sensing of Environment, v.35, p.11-27, 1991.
- HEUTE, A. et al. **Overview of the radiometric performance of the MODIS vegetation indices.** Remote Sensing of Environment, v. 83, n. 1, p. 195–213, 2002.
- HUETE, A.R.; LIU, H.Q.; BATCHIL, Y.K.; LEEUWEN, W. van. **A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS.** Remote Sensing of Environment, v.59, p.440-451, 1997.
- IBGE, INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. **Biomass.** Brasil, 2004.
- JACKSON, R. D.; HUETE, A. R. **Interpreting vegetation indices.** Preventive Veterinary Medicine, Amsterdam, n. 11, p. 185-200, 1991.
- JESSEN, J. R. **Sensoriamento remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres.** 2.ed. São José dos Campos: Parêntese Editora, 2009. 598p.
- JI, L.; ZHANG, L.; WYLIE, B. **Analysis of Dynamic Thresholds for the Normalized Difference Water Index.** Photogrammetric Engineering & Remote Sensing Vol. 75, No. 11, November 2009, pp.1307-1317.
- KAUFMANN, Y. J.; TANRÉ, D. **Atmospherically resistant vegetation index (ARVI) for EOS-MODIS.** IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. New York, v. 30,n.2, p. 261-270, 1992.
- KOTHARI, N. S.; MEHER, S. K. **Semisupervised classification of remote sensing images using efficient neighborhood learning method.** Engineering Applications of Artificial Intelligence, v.90, e103520, 2020.
- LEWIN, J. **Floodplain.** Construction and erosion. In: PETTS, G.; CALOW, P. (Eds). River Flows and Channel Forms. Blackwell Science, 1996. p. 220.
- LILLESAND, T. M.; KIEFER, R. W.; CHIPMAN, J. W. **Remote sensing and image interpretation.** 5. ed. New York: John Wiley & Sons, 2003.
- LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento Remoto.** 21ª. ed. Campo Grande: UNIDERP, 2007.
- LIU, W. T. H. **Aplicações de Sensoriamento.** 2. ed. São Paulo, Oficina de Textos, 2015. 788p.
- LOYD, C. **Landsat 8 Bands.** Landsat Science, 14 Jun 2013. Disponível em: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-8/landsat-8-bands/>. Acesso em: 20 out. 2023.
- LYONS, M. B.; KEITH, D. A.; PHINN, S. R.; MASON, T. J.; ELITH, J. **A comparison of resampling methods for remote sensing classification and accuracy assessment.** Remote Sensing of Environment, v.208, p.145-153, 2018.

MA, L.; LI, M.; MA, X.; CHENG, L.; DU, P.; LIU, Y. **A review of supervised objectbased land-cover image classification.** Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v.130, p.277-293, 2017.

MALINCONICO, C. H. da S. **Sensoriamento remoto aplicado em Serra Talhada - PE para análise espaço-temporal de reservatórios e seus entornos.** 2022. 61 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Civil, Centro de Tecnologia e Geociências, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2022.

MARTINS; LOURENÇO; da SILVA; CRUZ. **Mapeamento do uso e cobertura do solo do município de Saboeiro (CE) através de processamento na nuvem do GEE.** Revista Continentes (UFRRJ), ISSN: 2317-8825), ano 11, v.1, i. 22.410, n. 22, 2023.

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.

MENDES, C. A. B.; CIRILO, J. A. **Geoprocessamento em Recursos Hídricos: Princípios, Integração e Aplicação.** 1ª. ed. Porto Alegre: ABRH, v. I, 2001.

MENESES, P. R. et al. **Sensoriamento Remoto: Reflectância dos Alvos Espectrais.** [s.l.] Editora Universidade de Brasília e Embrapa Cerrados, 2001.

MENESES, P. R.; ALMEIDA, T. **Aritmética de Bandas.** Introdução ao Processamento de Imagens de Sensoriamento Remoto. 1. ed Brasília: UnB, 2012. cap.9, p.138-153.

MENESES, P., R.; SANO, E., E. **Classificação Pixel a Pixel de Imagens.** In: MENESES, P., R.; ALMEIDA, T. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Brasília: Universidade de Brasília, 2012, p.191- 206.

MMA, MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE. **Pantanal.** Disponível em: <https://antigo.mma.gov.br/biomas/pantanal>. Acesso em 20 de maio de 2023.

MONTENEGRO, A. A. de A.; SOUZA, W. M. **PESQUISA E TECNOLOGIAS HÍDRICAS PARA O DESENVOLVIMENTO DO SEMIÁRIDO DE PERNAMBUCO.** Editora Universitária, UFRPE, Recife, 2022, 224 pág.

MORAES, E. C. **Capítulo 1 - Fundamentos de Sensoriamento Remoto.** INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos. INPE-8984-PUD/62. 2002.

MORAIS, A. R.; BERNARDES, R. S. **Alterações no uso do solo da Área de Proteção Ambiental das Ilhas e Várzeas do rio Paraná (MS/PR/SP) durante a década de 2000.** Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, INPE, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011.

MOREIRA, F.M.S. & SIQUEIRA, J.O. **Microbiologia e bioquímica do solo.** 2.ed. Lavras, Universidade Federal de Lavras, 2006. 729p.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologia de aplicações.** 4 ed. Viçosa: UFV, 2011. 422 p.

MYNENI, R. B.; HALL, F. G.; SELLERS, P.J.; MARSHAK, A. L. **The interpretation of spectral vegetation indexes**. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, New York, v. 33, n. 2, p. 481-486, 1995.

NOVO, E. M. L. D. M. **Sensoriamento Remoto: Princípios e Aplicações**. 3ª. ed. São Paulo: Blucher, 2008.

NOVO, E. M. L. de M.; PONZONI, F. J. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. São José dos Campos, 2001. Disponível em: http://www.dpi.inpe.br/Miguel/AlunosPG/Jarvis/SR_DPI7.pdf. Acesso em: 05 out. 2023.

OLIVEIRA, A. C.; COSTA, P. O. S. V.; VIEIRA, R. B. **Uso de Sensoriamento Remoto para Identificação de Queimadas no Parque Estadual Encontro das Águas**. São Paulo: Mackenzie, 2021.

OLIVEIRA, C. M. M. de. **Relação entre vegetação e temperatura da superfície terrestre: uma abordagem baseada em sensoriamento remoto para área urbana de Brasília, DF**. 2022. xvii, 148 f., il. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) — Universidade de Brasília, Brasília, 2022.

OLIVEIRA, E. C. **Mapeamento de uso e cobertura da terra utilizando a plataforma Google Earth Engine**. 91f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Geografia). Centro de Filosofia e Ciências Humanas. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2021.

OMETTO, J. C. **Bioclimatologia vegetal**. São Paulo: Agronômica Ceres, 1981.

PARISE, F. J. de O.; VETTORAZZI, C. A. **Análise de dados de produção em um pomar jovem de laranjeiras Hamlin: II**. Classificação de dados espaço-temporais. Revista Brasileira de Fruticultura, Jaboticabal, v. 27, n.1, p. 48-51, 2005.

PEREIRA, J. L. G.; BATISTA G.T.; ROBERTS D. **Reflectância de Coberturas Vegetais na Amazônia**. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 8, Salvador, 1996. Resumos expandidos, São José dos Campos, INPE, p. 551-556.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E.; KUPLICH, T. M. **Sensoriamento remoto da vegetação**. 2. ed. São José dos Campos: Oficina de Textos, 2012. 160p.

POTTER, C.S.; BROOKS, V. **Global analysis of empirical relations between annual climate and seasonality of NDVI**. International Journal of Remote Sensing, London, v.19, n.15, p. 2921-2948, 1998.

PRICE, J. C. **Calibration of satellite radiometers and the comparison of vegetation indices**. Remote Sensing of Environment, New York, v. 21, p. 15-27, 1987.

REZENDE FILHO, A. T. 2011. **Variabilidade química das águas na Bacia do Alto Paraguai: uma compartimentação do Pantanal Mato-grossense**. Tese (Doutorado em Geografia Física) - Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011. 152p

REZENDE FILHO, A. T., 2006. **ESTUDO DA VARIABILIDADE E ESPACIALIZAÇÃO DAS UNIDADES DA PAISAGEM: Banhado (baía/vazante), Lagoa Salina e Lagoa**

Salitrada no Pantanal da Nhecolândia, MS. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Mato Grosso do Sul, Campus de Aquidauana, Aquidauana, MS. 118 p.

RIZZI, R. FONSECA, E. L. da. **Análise da variação espacial e temporal do NDVI no Estado do Rio Grande do Sul através de imagens AVHRR.** In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 10., 2001, Foz do Iguaçu. Anais... São José dos Campos: INPE, 2001. P. 1735-1737.

ROBINSON, I.S. **Measuring the oceans from space: the principles and methods of satellite oceanography.** Springer. 2004. 670p.

ROSENDO, J. dos S. **Índices de Vegetação e Monitoramento do uso do solo e cobertura vegetal na Bacia do rio Araguari -MG - utilizando dados do sensor Modis.** 2005. 130 p. Dissertação (Mestrado em Geografia e Gestão do Território) - Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia. 2005.

ROSSETTO, O. C.; NORA, G. D.; SAITO, C. H. **Desenvolvimento (in)sustentável do Pantanal brasileiro: re-gionalização e políticas públicas (1970-2018).** Terra Livre, v. 1, n. 54, p. 434-476, jan.-jun./2020.

ROY, D. P. E. A. **Landsat-8: Science and Product Vision for Terrestrial Global Change Research.** Remote Sensing Of Environment, abril 2014. 154-172.

SANTANA, I. L. **Classificação do uso e cobertura da terra utilizando algoritmo de aprendizado de máquina no Google Earth Engine para o semiárido de Pernambuco.** 61f. Dissertação (Mestrado em Tecnologias Energéticas e Nucleares). Centro de Tecnologia e Geociências. Universidade Federal de Pernambuco. Recife, 2021.

SCHOWENGERDT, R. A. **Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing.** Academic Press, 2007.

SERVIÇO DE LEVANTAMENTO GEOLÓGICO AMERICANO (USGS). **Missões Landsat: Landsat 8.** Washington, U.S. Geological Survey. Disponível em: <http://landsat.usgs.gov/landsat8.php> Acesso em: 12 out. 2023.

SHIMABUKURO, 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, v. 33, número especial, p. 1729-1737, 1998.

SILVA, C. A. V. et al. **Uso do Sensoriamento Remoto através de Índices de Vegetação NDVI, SAVI e IAF na microrregião de Itamaracá PE.** In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Natal: INPE, 2009. p. 1 - 7.

SILVA, J. X.; ZAIDAN, R. T. (orgs.). **Geoprocessamento e Análise ambiental: aplicações.** Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2004. p. 368.

SILVA, N. A. C. **Caracterização de Exsudações de Hidrocarbonetos na Sub-bacia de Tucano Norte através de Imagens Espectrais.** Trabalho de Conclusão de Curso (Monografia). Instituto de Geociências. Universidade de São Paulo. São Paulo, 2021.

SOARES, D. R. **Dinâmica espaço-temporal de coberturas hídrica e vegetal por sensoriamento remoto na bacia do rio Brígida.** 2023. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2023.

STEHMAN, S. V.; FOODY, G. M. **Key issues in rigorous accuracy assessment of land cover products.** Remote Sensing of Environment, v.231, e111199, 2019.

TODD, S.; HOFFER, R. M. **Responses of spectral índices to variations in vegetation cover and soil background.** Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, Falls Church, v. 64, n. 9, p. 915-921, 1998.

TUBELIS, D. P.; TOMAS, W. M. **Bird species of the Pantanal Wet-land, Brazil.** Ararajuba, v.11, n.1, p.5-37, 2003.

TUCKER, C. J. **Red and Photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation.** Remote Sensing of Environment, New York, v. 8, p. 127-150, 1979.

TUNDISI, J. G.; TUNDISI, T. M. **Impactos potenciais das alterações do Código Florestal nos recursos hídricos.** Biota Neotropica, v. 10, p. 67-75, 2010.

USGS, United States Geological Survey. **Landsat Satellite Missions.** Disponível em: <https://www.usgs.gov/landsat-missions/landsat-satellite-missions>. Acesso em: 03 de outubro de 2023.

VALADARES, A. P.; GAMBA, C. T. DE C.; COELHO, R. M. **Covariáveis preditivas e estratégias de amostragem para mapeamento automático do uso e ocupação na sub-região sudoeste da região metropolitana de São Paulo.** Boletim de Geografia, v. 41, p. 266-283, e65462, 21 jul. 2023.

VALENTE, R. de O. A. **Definição de áreas prioritárias para conservação e preservação florestal por meio da abordagem multicriterial em ambiente SIG.** 2005. 121p. Tese (Doutorado em Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2005.

VALERIO FILHO, M.; PINTO, S. A. F. **Imagens orbitais aplicadas ao levantamento de dados do meio físico:** Contribuição ao planejamento de microbacias hidrográficas. In: Congresso Brasileiro e Encontro Nacional de Pesquisa sobre Conservação do Solo, 8, Londrina, 1996. **Anais...** Londrina, 1996. p. 77-94.

VALOR ECONÔMICO. **Um difícil equilíbrio de agregar valor.** Valor Econômico. Disponível em: <https://valor.globo.com/empresas/noticia/2011/10/10/um-dificil-equilibrio-capaz-de-agregar-valor.ghtml>. Acesso em: 31 de out. de 2023.

VIANA, D. R.; ALVALÁ, R. C dos S. **Vegetation index performance for the pantanal region during both dry and rainy seasons.** Geografia, v. 36, p. 143-158, 2011.

WMO, World Meteorological Organization. **WMO Atlas of Mortality and Economic Losses from Weather, Climate and Water Extremes (1970-2019).** Geneva, WMO, n.1267, 2021.

WWF, World Wildlife Fund. **Pantanal**. Disponível em: https://www.wwf.org.br/natureza_brasileira/areas_prioritarias/pantanal/. Acesso em: 15 de out. de 2023.

XAVIER, A. C.; VETTORAZZI, C. A.; MACHADO, R. E. **Resolução entre índice de área foliar e frações de componentes puros do modelo linear de mistura espectral, usando imagens ETM+-Landsat**. Engenharia Agrícola, Jaboticabal, v. 24, n. 2, p. 421-430, 2004.

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

YU, Q.; GONG, P.; CLINTON, N.; BIGING, G.; KELLY, M.; SCHIROKAUER, D. **Objectbased detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery**. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, v.72, n.7, p.799-811, 2006.

ZHANG, Z.; DING, J.; WANG, J.; GE, X.; **Prediction of soil organic matter in northwestern China using fractional-order derivative spectroscopy and modified normalized difference indices**. Catena, 2020. 185, 104257.