



**Universidade de Brasília
Instituto de Geociências
Programa de Pós-Graduação em Geociências Aplicadas**

Dinâmica temporal de áreas alagadas com base em séries históricas de imagens Landsat: estudo de caso no Lago Chungará (Chile) e no Pantanal (Brasil)

Lucas da Silva Dias

**Orientadora:
Rejane Ennes Cicerelli
Coorientadora:
Tati de Almeida**

Nº oficial: 246

Brasília, fevereiro de 2026

D246d Dias, Lucas Dinâmica temporal de áreas alagadas com base em séries históricas de imagens Landsat: estudo de caso no Lago Chungará (Chile) e no Pantanal (Brasil) / Lucas Dias; orientador Rejane Cicerelli; co-orientador Tati Almeida. Brasília, 2026.
121 p.

Dissertação (Mestrado em Geociências Aplicadas)
Universidade de Brasília, 2026.

1. Áreas inundadas. 2. Sensoriamento Remoto. 3. Pantanal.
4. Rio Paraguai. 5. Variáveis meteorológicas. I. Cicerelli, Rejane, orient. II. Almeida, Tati, co-orient. III. Título.

Agradecimentos

Agradeço à minha família, que sempre me apoiou em todos os desafios que tive de enfrentar. Aos meus amigos, que fazem da minha jornada uma experiência mais prazerosa e gratificante. Essas pessoas são o maior incentivo para que eu continue querendo evoluir profissionalmente e como ser humano.

À minha orientadora, Rejane Cicerelli, e à coorientadora, Tati Almeida, por abrirem a oportunidade para mim e tantos outros estudantes que desejam ingressar na carreira acadêmica. Sem elas, muito do conhecimento produzido no Instituto de Geociências e muitos pesquisadores jamais teriam sido revelados. Ao Guilherme Pessoa, fundamental na orientação de processamento de dados e na escrita do artigo, fazendo de suas sugestões valiosos artifícios para a conclusão da minha formação. À equipe do Laboratório de Sensoriamento Remoto, Leandro e Serjão, por fornecerem todo o suporte para a realização de todos os projetos e pesquisas que partem do laboratório.

Aos meus colegas de mestrado, Eduarda Araújo, Tayline Costa, Alisson Gomes, Bruna Dias, Sara Maia e Elvis Ferrano. Compartilhamos muito conhecimento e também muitas histórias e experiências. Foram pessoas valiosas das quais tenho muito orgulho e felicidade de ter conhecido.

À Universidade de Brasília, ao Instituto de Geociências e a todos os profissionais que mantêm o Programa de Pós-Graduação em Geociências Aplicadas e Geodinâmica. Essas instituições conseguem entregar cursos de alta qualidade; mesmo enfrentando cortes orçamentários e outras dificuldades, elas ainda formam profissionais e geram muito do conhecimento fundamental para o desenvolvimento do nosso país. Agradeço, por fim, ao apoio financeiro da Universidade de Brasília (UnB), por meio do Edital DPI/DPG nº 04/2024, e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), fundamental para a dedicação minha e de demais pesquisadores bolsistas, que dependem desse apoio para prosseguir em suas carreiras com mais dignidade.

Sumário

Agradecimentos	4
Lista de Figuras	7
Lista de Tabelas	9
Resumo	10
Abstract	11
Introdução	12
1. Objetivo	15
2. Estado da arte	16
2.1. Compreensão dos Ciclos hidrológicos: Estudos por séries temporais	16
2.2. Pantanal: Desafios frente às mudanças climáticas	19
2.3. Métricas hidrológicas extraídas por sensoriamento remoto	20
2.4. Índices espectrais aplicados na estimativa de espelho d'água	24
2.5. Estratégias de mapeamento de corpos d'água no Brasil.	28
3. Materiais e Métodos	30
3.1. Materiais	30
3.1.1. Área de Estudo 1 – Lago Chungará	30
3.1.2. Área de estudo 2 - Pantanal	31
3.1.3. Processamento em nuvem	34
3.1.4. Variáveis utilizadas	35
3.2. Método	36
3.2.1. Descrição Metodológica da área e estudo 1 – Sistema Lacustre Andino.....	39
3.2.2. Descrição Metodológica da área de estudo 2 Mapeamento de Superfície Alagada no Pantanal e relação com variáveis meteorológicas	39
4. Resultados	55
4.1. Artigo	55
4.2. Mapeamento de Superfície Alagada no Pantanal e relação com variáveis meteorológicas.....	75

4.2.1.	Quantificação de áreas alagadas com NDWI e MNDWI.....	75
4.2.2.	Validação dos resultados e seleção do índice.....	77
4.2.3.	Comparação dos resultados com o MapBiomas com o NDWI.....	81
4.2.4.	Análise espacial da disponibilidade hídrica.	84
4.3.	Análise estatística	86
4.3.1.	Área Alagada e Precipitação	87
4.3.2.	Área Alagada x Temperatura e Evapotranspiração.....	90
4.3.3.	Análise Integrada das variáveis meteorológicas e área alagada por Componentes Principais.....	93
5.	Implicações para a Dinâmica Hidrológica do Pantanal	96
6.	Análise Comparativa entre Áreas de Estudo	100
7.	Conclusões	103
	Referências.....	106
	Apêndice I – Código de extração de áreas alagadas aplicado por meio do Google Earth Engine	117

Lista de Figuras

Figura 1 - Mapa de localização do Lago Chungará. Fonte: Os autores.....	31
Figura 2 - Mapa de localização. Fonte: Os autores	33
Figura 3 - Fluxograma de desenvolvimento do projeto.....	37
Figura 4 - Comparação entre os produtos RGB e alguns dos índices espectrais pesquisados. Imagem registrada pelo Landsat 8 no dia 30/06/2022.	41
Figura 5 - Histograma de imagem Landsat adquirida em 30/06/2022. A maior crista (à esquerda) se destaca da menor (à direita), que são separadas pelo valor de limiar -0,26 (linha vermelha) determinado pelo cálculo do Otsu.....	43
Figura 6 - Média mensal do volume precipitado pelas estações: Amolar (1989-2024) e São Francisco (1993-2024). Fonte: Os autores	45
Figura 7 - Ficha de interpretação das classificações.....	50
Figura 8 - Série histórica do NDWI e MNDWI. Fonte: Os autores	76
Figura 9 - Mapa de classificação de concordância e elementos amostrais.....	80
Figura 10 - Série histórica comparativa entre os valores de média anual de área alagada dos produtos MapBiomias e NDWI gerado no presente trabalho.	82
Figura 11 - Gráfico de dispersão de áreas alagadas registradas pelo NDWI e MapBiomias	82
Figura 12 - A - Imagem de composição verdadeira em 1988; B - Classificação NDWI em 1988 indicando que a maioria da área de estudo está alagada; C - Imagem em composição verdadeira da área em 1994; D – Imagem classificada por NDWI indicando a cobertura de água da área de estudo em 1994; E - Composição verdadeira da área em 1998 sendo possível notar aumento da cobertura de água; F - Classificação NDWI da área de em 1998 confirmando o aumento; G – Imagem em 2004 em composição verdadeira; H – Classificação da área por NDWI indicando diminuição da área alagada em 2004; 85	
Figura 13 – A - Imagem em composição verdadeira de 2008; B - Classificação NDWI em 2008; C - Imagem em composição verdadeira de 2014, sendo possível notar recuperação da área alagada comparada a 10 anos; D – Classificação por NDWI em 2014 confirmando o aumento da área alagada; E – Composição verdadeira da área de estudo em 2018; F – Imagem classificada por NDWI em 2018 indicando diminuição; G – Imagem de 2024 em composição verdadeira. Notar áreas rosadas que indicam solo exposto em boa parte da área; H – Imagem classificada por NDWI confirmando a menor área alagada registrada;	86

Figura 14 - Série histórica comparativa entre Média anual de área alagada de precipitação.	88
Figura 15 - Gráfico de dispersão entre os dados de precipitação e Média anual de área alagada (1986 a 2024).....	88
Figura 16 - Gráfico de dispersão entre os dados de precipitação e Média anual de área alagada separada nos períodos de (1986 a 2024 em preto) e (2016 a 2024 em cinza. ...	89
Figura 17 - Série histórica comparativa entre Média anual de área alagada x Temperatura média anual.....	91
Figura 18 - Gráfico de dispersão entre Média anual de área alagada e temperatura	92
Figura 19 - Série histórica comparativa entre Média anual de área alagada x Evapotranspiração média anual.	92
Figura 20 - Gráfico de dispersão entre Média anual de área alagada e Evapotranspiração	93
Figura 21 - Gráfico de pesos das variáveis comparadas por Componentes Principais ..	95
Figura 22 - Gráfico de scores para cada ano calculados por Componentes Principais ..	95

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Relação de referências e assuntos abordados.	22
Tabela 2 - Relação de índices espectrais utilizados na identificação de corpos hídricos	24
Tabela 3 - Índices espectrais, fórmulas e autores	27
Tabela 4 - Relação da origem das imagens de satélite.	36
Tabela 5 - Relação de sensores e bandas correspondentes utilizadas nas equações de índices espectrais	41
Tabela 6 - Esquema da Matriz de Confusão	51
Tabela 7 - Relação das equações utilizadas na Matriz de Erros e suas referências.....	52
Tabela 8 - Cálculos realizados por meio da Matriz de Confusão a partir das máscaras de água geradas pelo NDWI e MNDWI confrontada com a verdade terrestre. Po: Acurácia Observada; Pe: Acurácia Esperada ao Acaso. VT – Verdade Terrestre.....	81
Tabela 9 - Valores de de PCA (PC 1 e PC 2), pesos para cada variável analisada.	94

Resumo

O monitoramento de áreas alagadas em ambientes hidrologicamente complexos representa um desafio metodológico recorrente na literatura, especialmente em planícies de inundação com elevada heterogeneidade espacial, presença de vegetação aquática e forte variabilidade interanual, como o Pantanal. Nesse contexto, esta dissertação propõe e avalia uma estratégia metodológica baseada na aplicação de índices espectrais derivados de imagens Landsat (NDWI e MNDWI), associados a técnicas automáticas de limiarização, com ênfase no método de Otsu, utilizando processamento em nuvem na plataforma Google Earth Engine. A abordagem foi aplicada comparativamente em dois contextos ambientais contrastantes: (i) o Lago Chungará, sistema lacustre de alta altitude nos Andes chilenos, caracterizado por morfologia bem definida e menor interferência de vegetação emergente; e (ii) um trecho do Rio Paraguai, no Pantanal brasileiro, marcado por dinâmica sazonal de inundação, elevada turbidez e mosaico de ambientes aquáticos e terrestres. A aplicação em dois sistemas distintos permitiu avaliar o comportamento dos índices espectrais sob diferentes condições geomorfológicas e hidrológicas, enfatizando uma análise comparativa de desempenho metodológico. No Pantanal, os índices NDWI e MNDWI foram testados em série histórica entre 1986 e 2024, sendo avaliados por meio de matrizes de confusão e comparação com dados de referência. O NDWI apresentou melhor desempenho (acurácia global de 90%) e foi selecionado para a geração da série temporal consolidada de áreas alagadas. Os resultados indicam redução aproximada de 60% na área alagada média anual ao longo do período analisado. A análise estatística da relação entre área alagada e variáveis meteorológicas revelou baixa associação direta com precipitação sem defasagem temporal, mas correlações significativas quando considerada defasagem de um ano, sugerindo memória hidrológica no sistema. Temperatura apresentou associação negativa significativa, enquanto a evapotranspiração mostrou relação positiva, indicando seu caráter de variável resposta à disponibilidade hídrica. A Análise por Componentes Principais reforçou esses padrões, destacando a complexidade das interações entre clima e dinâmica hidrológica no Pantanal. A pesquisa demonstra que a aplicação comparativa de índices espectrais em diferentes contextos ambientais constitui estratégia robusta para consolidação metodológica e análise de dinâmicas hidrológicas em séries temporais longas.

Palavras-chave: Áreas inundadas; Índices espectrais; Pantanal; Rio Paraguai;

Abstract

The monitoring of flooded areas in hydrologically complex environments represents a recurring methodological challenge in the literature, especially in floodplains with high spatial heterogeneity, presence of aquatic vegetation, and strong interannual variability, such as the Pantanal. In this context, this dissertation proposes and evaluates a methodological strategy based on the application of spectral indices derived from Landsat images (NDWI and MNDWI), associated with automatic thresholding techniques, with an emphasis on the Otsu method, using cloud processing on the Google Earth Engine platform. The approach was applied comparatively in two contrasting environmental contexts: (i) Lake Chungará, a high-altitude lacustrine system in the Chilean Andes, characterized by well-defined morphology and less interference from emergent vegetation; and (ii) a stretch of the Paraguay River in the Brazilian Pantanal, marked by seasonal flooding dynamics, high turbidity, and a mosaic of aquatic and terrestrial environments. The application in two distinct systems allowed for the evaluation of the behavior of spectral indices under different geomorphological and hydrological conditions, emphasizing a comparative analysis of methodological performance. In the Pantanal, the NDWI and MNDWI indices were tested in a historical series between 1986 and 2024, being evaluated thru confusion matrices and comparison with reference data. The NDWI showed better performance (global accuracy of 90%) and was selected for the generation of the consolidated time series of flooded areas. The results indicate an approximate 60% reduction in the average annual flooded area over the analyzed period. The statistical analysis of the relationship between flooded area and meteorological variables revealed a low direct association with precipitation without a time lag, but significant correlations when a one-year lag was considered, suggesting hydrological memory in the system. Temperature showed a significant negative association, while evapotranspiration exhibited a positive relationship, indicating its role as a response variable to water availability. Principal Component Analysis reinforced these patterns, highlighting the complexity of the interactions between climate and hydrological dynamics in the Pantanal. The research demonstrates that the comparative application of spectral indices in different environmental contexts constitutes a robust strategy for methodological consolidation and analysis of hydrological dynamics in long time series.

Keywords: Wetlands; Spectral index; Pantanal; Paraguai River;

Introdução

O Pantanal constitui a maior planície alagável da América do Sul e um dos sistemas úmidos mais extensos e complexos do planeta, caracterizado por um regime hidrológico pulsante, forte heterogeneidade espacial e elevada variabilidade interanual (Bergier et al., 2018). Sua dinâmica é controlada pela interação entre fatores climáticos, geomorfológicos e hidrossedimentares, resultando em um mosaico de ambientes aquáticos, semi-aquáticos e terrestres que se reorganizam sazonalmente em função do pulso de inundação (Hamilton et al., 2002; Tooth et al., 2015; Bergier & Assine, 2022). Essa complexa organização espacial sustenta elevada biodiversidade e diversos serviços ecossistêmicos, incluindo atividades econômicas como pecuária extensiva, pesca e turismo, fortemente dependentes da dinâmica hídrica regional (Bergier et al., 2018).

Apesar de numerosos estudos sobre os efeitos das mudanças climáticas e do uso e cobertura do solo na Amazônia, ainda há lacunas de conhecimento quanto a esses impactos no Pantanal (Marengo et al., 2010, 2015 e 2016). Há uma complexidade pouco discutida em função da sua vasta extensão territorial, da presença de grandes planícies de inundação, alta variação de níveis de água, bem como ao aumento na ocorrência de interferências antrópicas (Owen et al., 1998). O clima tropical úmido (Aw), com verões chuvosos e invernos secos, contribui para essa dinâmica, apresentando três fases no ciclo das águas: cheia, estiagem e vazante (Pessi et al., 2023).

Pesquisas utilizando técnicas de sensoriamento remoto e modelos de projeções espaço-temporais indicam um aumento da evapotranspiração no Pantanal durante o período seco, apontando para a tendência de condições mais áridas nas próximas décadas (Sabino et al., 2024). Observa-se, em média, um aumento no número de dias de seca e na intensidade das chuvas, resultando na redução dos níveis do Rio Paraguai, principalmente em razão da diminuição das precipitações (Macedo, 2021; Sabino et al., 2024; Nunes et al., 2025).

Ainda, estudos recentes apontam que as mudanças no uso e cobertura do solo, associadas às alterações climáticas, têm potencial para modificar o regime hídrico do Pantanal, influenciando diretamente na frequência e na intensidade das inundações (Marengo et al., 2015; Pessi et al., 2023). Essas alterações podem afetar a biodiversidade local, os ciclos biogeoquímicos e a oferta de serviços ecossistêmicos essenciais, como a purificação da água, a regulação do clima local e a manutenção de habitats (Bergier et al.,

2018). A resiliência do ecossistema pantaneiro depende da preservação dos fluxos hídricos conectados à Bacia Amazônica e da conservação de áreas de recarga e drenagem que compõem sua paisagem heterogênea. Assim, monitorar e compreender as dinâmicas hidrológicas e climáticas do Pantanal é fundamental para subsidiar políticas de conservação e manejo sustentável.

Nesse contexto, o mapeamento espacial de áreas alagadas no Pantanal é uma estratégia importante para o entendimento da disponibilidade hídrica do ambiente, contudo é desafiadora, devido à complexidade da dinâmica hidrológica e da heterogeneidade da paisagem (dos Santos et al., 2009; Pereira et al., 2021). O ciclo anual de cheias e vazantes ocorre de forma espacialmente irregular, influenciado pela topografia plana, pelas variações na precipitação local e pelas contribuições hídricas das bacias adjacentes (Marengo et al., 2015). A presença de vegetação flutuante e as áreas de transição entre ambientes aquáticos e terrestres dificultam a distinção precisa das zonas alagadas (Evans et al., 2010). Além disso, a alta frequência de cobertura de nuvens durante a estação chuvosa compromete a aquisição de imagens ópticas de satélite, essenciais para o monitoramento visual dessas áreas.

Para superar essas limitações, estudos recentes utilizam técnicas de sensoriamento remoto integradas a séries temporais de imagens de satélite ópticas e de radar, sendo esta última capaz de detectar áreas alagadas mesmo sob condições de cobertura de nuvens (Costa e Telmer, 2006; Evans et al., 2010). O uso de índices espectrais, combinado com classificações supervisionadas e não supervisionadas, tem se mostrado eficaz na delimitação das áreas inundadas (Guo et al., 2017). Entretanto, diversos estudos indicam que o desempenho desses índices depende fortemente das características ambientais locais, da presença de vegetação, de sedimentos em suspensão e das condições atmosféricas, tornando crítica a escolha de estratégias adequadas de limiarização para a separação entre água e não-água (Guo et al., 2017; Yilmaz et al., 2023). Embora existam produtos consolidados, como o MapBiomas Água, o próprio mapeamento reconhece limitações importantes no Pantanal, com acurácias reduzidas e elevada variabilidade interanual dos resultados, evidenciando que o bioma permanece como um dos ambientes mais desafiadores para a extração automática de superfícies alagadas (MapBiomas, 2023).

Assim, embora haja consenso sobre a importância do monitoramento das áreas inundadas e sobre o potencial das técnicas de sensoriamento remoto, persistem lacunas

metodológicas relevantes. Destaca-se a ausência de avaliações sistemáticas do desempenho comparativo de diferentes índices espectrais associados a técnicas automáticas de limiarização em ambientes altamente complexos como o Pantanal, especialmente quando aplicados em séries temporais extensas. Além disso, a integração entre a variação espaço-temporal das áreas alagadas e variáveis meteorológicas ainda carece de abordagens consistentes que considerem possíveis defasagens temporais e respostas não lineares do sistema hidrológico. Nesse contexto, esta pesquisa propõe uma estratégia metodológica baseada na aplicação de índices espectrais derivados de imagens Landsat (NDWI e MNDWI), combinados a técnicas automáticas de limiarização, com ênfase no método de Otsu, implementada em ambiente de processamento em nuvem. A abordagem é aplicada comparativamente em dois contextos ambientais distintos: um sistema lacustre de alta altitude, com morfologia bem definida e menor interferência de vegetação emergente, e um trecho do Rio Paraguai na região, no Pantanal brasileiro, caracterizado por dinâmica sazonal complexa e elevada heterogeneidade espacial.

A aplicação em dois ambientes contrastantes permite avaliar o comportamento dos índices espectrais sob diferentes condições geomorfológicas e hidrológicas, não como etapa isolada de validação, mas como parte de uma consolidação metodológica voltada à seleção da estratégia mais robusta para o mapeamento de superfícies alagadas em séries temporais longas.

Parte-se da hipótese de que a variação espaço-temporal das áreas alagadas apresenta associação estatisticamente detectável, tais como variáveis meteorológicas, especialmente precipitação, temperatura e evapotranspiração, considerando possíveis defasagens temporais no sistema. Assume-se, ainda, que o desempenho dos índices espectrais associados à limiarização automática varia conforme o contexto ambiental, sendo necessária análise comparativa para sua consolidação.

Por fim, reconhecendo o papel fundamental da geomorfologia, da conectividade hidrológica e dos processos de armazenamento na dinâmica de inundação do Pantanal, este estudo adota uma abordagem exploratória com foco na avaliação estatística integrada entre clima e dinâmica de áreas alagadas, enfatizando a robustez metodológica como elemento central da investigação.

1. Objetivo

Analisar a dinâmica espaço-temporal das áreas alagadas em dois estudos de caso, utilizando técnicas de sensoriamento remoto para obtenção de valores de espelho d'água pelo método de índices espectrais em imagens de satélite, para então serem estudadas a partir de séries históricas (1986–2024), e por fim avaliar estatisticamente sua relação com variáveis meteorológicas, considerando diferentes escalas temporais. Para alcançar este objetivo, cumpre-se os seguintes objetivos específicos:

- Testar técnicas de extração de áreas alagadas em séries temporais utilizando ferramenta de processamento em nuvem em uma área teste;
- Comparar o desempenho dos índices espectrais, associados a técnicas automáticas de limiarização, na detecção de áreas alagadas em ambiente pantaneiro;
- Validar a estimativa de áreas alagadas por meio de métricas de acurácia e análise de consistência temporal;
- Caracterizar a variabilidade espacial das áreas inundadas no trecho do Rio Paraguai entre 1986 e 2024;
- Avaliar a relação estatística entre a área alagada e as variáveis meteorológicas (precipitação, temperatura e evapotranspiração), considerando possíveis defasagens temporais;

2. Estado da arte

O presente estado da arte tem como objetivo contextualizar os principais avanços e limitações da literatura relacionados ao monitoramento de áreas alagadas, com ênfase em ambientes sazonalmente inundáveis e de elevada complexidade hidrológica, como o Pantanal. Para tanto, o capítulo está estruturado em três eixos complementares: (i) a compreensão dos ciclos hidrológicos e sua relação com variáveis meteorológicas em análises de séries temporais; (ii) o uso do sensoriamento remoto como ferramenta para o mapeamento de áreas alagadas diante das limitações de dados hidrológicos *in situ*; e (iii) a aplicação de índices espectrais e técnicas automáticas de limiarização para a extração de superfícies de água em séries históricas extensas.

Essa abordagem permite situar o presente estudo no contexto das pesquisas atuais, evidenciando lacunas metodológicas e justificando a adoção de uma estratégia baseada em índices espectrais ópticos, processamento em nuvem e análise estatística exploratória para a avaliação da dinâmica de áreas alagadas no Pantanal.

2.1. Compreensão dos Ciclos hidrológicos: Estudos por séries temporais

A compreensão do ciclo hidrológico em larga escala exige a análise integrada de variáveis meteorológicas, hidrológicas, ecológicas e socioeconômicas, especialmente frente às alterações climáticas e ao uso do solo que modificam padrões de precipitação e disponibilidade hídrica em diferentes regiões. Nesse contexto, diversos estudos têm avançado no monitoramento e na interpretação dessas interações.

No estudo de Syed et al., (2004) buscaram identificar os controles dos processos do ciclo hidrológico nos Estados Unidos, utilizando dados em terra e de satélite (MODIS - *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*). Foram levantados dados de precipitação, evapotranspiração, temperatura e umidade do solo ao longo de todo o território do país. Concluíram que a precipitação, a temperatura do ar, a cobertura vegetal e a radiação solar são os fatores que influenciam o ciclo hidrológico em superfície, sendo que a precipitação possui influência variada dependendo da região, sendo mais determinante nas porções mais áridas e menor nas mais úmidas. A vegetação por sua vez determina a quantidade de água a ser absorvida pelas próprias plantas e pelo solo. Os materiais utilizados no trabalho possuem baixa resolução espacial (MODIS: 1000 m), se

fazendo necessário a observação das variáveis estudadas com produtos mais adequados para escalas maiores.

Em Zhang et al., (2013) foram investigadas as relações espaço-temporais entre os regimes de precipitação e temperatura através de dados obtidos entre 1960 e 2005 de 590 estações meteorológicas em toda a China. Este estudo buscou entender como as mudanças na temperatura afetavam o ciclo hidrológico no país, visto que o planeta se encontra em um cenário de transformações na temperatura da terra. Em geral, foram identificados aumentos nos valores de temperatura máxima e mínima, com comportamentos heterogêneos de precipitação no território chinês, com aumento da precipitação na porção oeste e diminuição ao nordeste, resultando em um aumento da média do volume de chuvas em todo o país. Ou seja, a relação do aumento da temperatura com o regime de chuvas se apresentou ser muito complexa para conclusões generalizadas. Sendo que países cujo território atinge proporções continentais como a China, apresentam variações regionais que afetam a dinâmica climática, além da desproporcional distribuição de estações meteorológicas que fornecem maior quantidade de dados em certas áreas e escassas em outras. As limitações aqui são similares aos observadas no estudo de Syed et al et al (2004), em que são necessários estudos em escalas maiores para uma melhor observação da variação climática interanual.

Em Yang et al., (2021) realizam uma revisão sobre a importância do estudo do ciclo da água para o desenvolvimento sustentável, novamente abordando o contexto das alterações climáticas. Até então foram registrados eventos climáticos extremos e com maior frequência, como em ondas de calor, chuvas intensas, inundações e secas, exigindo um conhecimento mais aprofundado dessas interações com uma abordagem mais sistemática para estudos em larga escala, como em bacias hidrográficas inteiras. Nele, é sugerido que nas pesquisas futuras seja incluída a análise por integração acoplada, onde consideram não apenas os processos hidrológicos, mas que incorpora os eco-hidrológicos, hidrológicos urbanos e processos hidrobioquímicos. Esse tipo de análise abrangente permitiria melhores previsões e gerenciamento de recursos hídricos de maneira mais eficaz, pois os modelos acoplados consideram toda a complexidade da interação de variados processos naturais em diferentes escalas. O aprofundamento de como se dá a gestão dos recursos hídricos também devem ser feitas de forma integrada, considerando aspectos hidrológicos, econômicos, sociais e de infraestrutura. A evolução humana deve

ocorrer de maneira conjunta com a água, levando em conta a imprevisibilidade que de fatores naturais e econômicos.

A aplicação dessa perspectiva integrada é exemplificada por Furtado et al. (2023), que avaliaram a relação entre a pesca no Baixo Rio Amazonas e o ciclo hidrológico entre 1993 e 2011, considerando simultaneamente aspectos naturais (regimes de chuva e níveis dos rios), ecológicos (ciclos de vida dos peixes e adaptação ao pulso de inundação) e socioeconômicos (dependência das comunidades ribeirinhas da pesca). Constatou-se declínio significativo nas capturas de peixes, sendo a pesca em ambientes lacustres mais efetiva durante a cheia e a pesca em ambientes fluviais mais produtiva no período de seca, demonstrando a interação entre os ciclos naturais e a sustentabilidade econômica local. Apesar da abordagem com fatores socioeconômicos, o estudo não possui enfoque na integração de outros fatores climáticos como a temperatura por exemplo, restringindo ao nível da água do rio e a pesca na região de estudo.

Complementando essa visão, Benestad et al. (2022) propuseram o uso de três indicadores hidroclimáticos globais (precipitação em 24 horas, área de superfície global de precipitação em 24 horas e intensidade média global da precipitação) aplicados a dados ERA5 no período de 1950 a 2020. Identificaram uma redução na área de precipitação diária de 43% para 41%, enquanto o volume de precipitação diária aumentou de 1440Gt para 1510Gt, com análise *wavelet* indicando padrões de chuva mais intensos e concentrados, sugerindo a aceleração do ciclo hidrológico. Contudo, os autores alertam para incertezas relacionadas a diferenças entre reanálises e métodos de estimativa da área de precipitação, destacando a necessidade de cautela na interpretação de tendências globais. Logo a aplicação de técnicas diferentes visando a avaliação da variação do ciclo hidrológico ainda se faz necessário.

Esses estudos, em conjunto, evidenciam a relevância de análises integradas e de séries temporais no entendimento do ciclo hidrológico, demonstrando como fatores climáticos, ambientais e socioeconômicos interagem e condicionam a disponibilidade hídrica e a resiliência dos ecossistemas frente às mudanças globais. Porém ainda é preciso a aplicação de instrumentos de melhor resolução espacial em conjunto com técnicas diferentes, visando obter resultados mais robustos.

2.2. Pantanal: Desafios frente às mudanças climáticas

Agora, no contexto do Pantanal, foram observados estudos sobre a compreensão da dinâmica natural e de quais formas os impactos ambientais se manifestam no bioma. Dois trabalhos realizados por Assine et al., (ambos em 2015), foi proposto uma nova divisão do Pantanal, baseado em dinâmicas geomorfológicas e fisiográficas, que visam entender todo o desenvolvimento dos sistemas fluviais no Pantanal. Nesses estudos, além dos dados climáticos e hidrológicos, foram utilizados principalmente dados orbitais, de satélites como ASTER, MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), além de aerofotogrametria, mapas geológicos e geomorfológicos. Foi concluído que a região é uma bacia de subsidência subtropical ativa, e há um dinamismo na disposição dos canais entrelaçados, compondo o sistema de leques, mega-leques, inter-leques e planícies de inundação.

Em Louzada et al., (2023) foi investigado o processo de cheias e recuperação da vegetação nas porções úmidas logo após os eventos de avulsão (mudança repentina no curso de um rio), processo este que é comum nos megaleques que constituem o Pantanal. O estudo utilizou imagens de satélite do projeto MapBiomas (2023) para analisar as mudanças na cobertura do solo e um índice de umidade/seca (R) para quantificar a evolução das áreas inundadas para áreas terrestres (terrestrialização) no período de 1996 a 2021 no megaleque do Rio Taquari. No trabalho, foi desenvolvido um modelo estatístico baseado em regressões temporais para prever a evolução da terrestrialização e o provável curso do novo canal principal do Rio Taquari. A importância dessa pesquisa, no que se diz de entender e prever o processo de terrestrialização, serve para orientar políticas públicas e estratégias de adaptação para as comunidades locais afetadas pela avulsão, como a retomada do transporte fluvial, a pesca recreativa e o turismo de vida selvagem. Porém ainda se faz necessária a práticas sustentáveis para evitar a pesca não regulamentada, o desmatamento e as queimadas, além da colaboração entre governo, ciência e comunidades locais para este tipo de planejamento.

Em Bergier & Assine (2022), o estudo é voltado para a compreensão da dinâmica de chuvas no Pantanal em relação às mudanças climáticas. Foram analisadas séries temporais do nível do Rio Paraguai, intensidade de chuvas de verão e dias de seca durante o outono e inverno. É revelado que o estudo de um espaço amplo como o do pantanal em larga escala de tempo, podem ser registrados sinais de instabilidade do bioma de maneira

imprevisível. Ainda combinando o uso da terra de maneira insustentável, e com as alterações climáticas, faz com que o bioma atinja níveis críticos de maneira mais rápida e mais ampla, refletindo em secas, queimadas e chuvas intensas.

A obra de Pereira et al. (2021) é um exemplo emblemático de como o Pantanal deve ser analisado a partir de sua complexidade estrutural e dinâmica. O estudo mostrou que a variabilidade espacial e temporal das áreas inundadas não pode ser explicada apenas pelo regime de chuvas, já que a geomorfologia, a tectônica e os sistemas deposicionais atuam de forma decisiva na frequência, magnitude e duração das cheias. Essa intrincada interação de fatores resulta em um mosaico de ambientes aquáticos, semi-aquáticos e terrestres, que se reorganizam ano a ano, revelando o caráter dinâmico e imprevisível do bioma. Assim, compreender a inundação no Pantanal exige considerar múltiplos vetores de influência, reforçando a ideia de que políticas públicas e estratégias de conservação devem apoiar-se em análises integradas. Os autores porém não dispensam a inclusão de dados de precipitação para melhor compreensão do regime de inundações do Pantanal. A análise climática é fundamental e deve ser integrada nos estudos à cerca das mudanças no regime hídrico do bioma.

Esses estudos reforçam a relevância científica e socioambiental de compreender os processos naturais e as transformações antrópicas no Pantanal, especialmente em um bioma de alta complexidade e vulnerabilidade (Bergier et al., 2018). No entanto, ainda existem dificuldades em apresentar resultados definitivos, dada a variabilidade climática, a escala temporal dos processos e as limitações de dados *in situ* (Jin et al. 2025). Nesse contexto, o Sensoriamento Remoto surge como ferramenta fundamental, ao permitir análises contínuas, multiescalares e integradas da dinâmica hidrológica e da cobertura da terra, ampliando a capacidade de monitoramento e contribuindo para decisões mais informadas sobre conservação e uso sustentável do Pantanal (Campos, 2024).

2.3. Métricas hidrológicas extraídas por sensoriamento remoto

O sensoriamento remoto é amplamente empregado no monitoramento de águas continentais, especialmente em regiões onde a disponibilidade de dados hidrométricos *in situ* é limitada, descontínua ou inexistente. Revisões recentes destacam que a redução das redes tradicionais de monitoramento desde a década de 1980 impulsionou o uso de dados orbitais como alternativa viável para a análise do ciclo hidrológico em diferentes escalas

espaciais e temporais (Alsdorf & Lettenmaier, 2003; Shiklomanov & Rodda, 2003; Fekete et al., 2015; Cretaux et al., 2023). Nesse contexto, sensores ópticos e de microondas a bordo de missões como Landsat, Sentinel-2, MODIS e AVHRR são amplamente utilizados para a extração de métricas hidrológicas, incluindo área superficial, nível e volume de corpos d'água.

Entre as métricas hidrológicas derivadas por sensoriamento remoto, a área alagada destaca-se como uma das mais robustas e operacionalmente viáveis para análises históricas extensas, sobretudo em ambientes sazonalmente inundáveis e de elevada heterogeneidade espacial. Estudos demonstram que a delimitação da superfície de água a partir de imagens multiespectrais ópticas permite a construção de séries temporais longas e consistentes, possibilitando a identificação de padrões sazonais, interanuais e tendências de mudança associadas à variabilidade climática e às alterações no uso e cobertura da terra (Gao, 2015; Pekel et al., 2016; Huang et al., 2018).

A integração de estimativas de área superficial com dados altimétricos provenientes de missões como Sentinel-3, CryoSat-2, ICESat e SWOT permite, em determinados contextos, a inferência de variações volumétricas em lagos, reservatórios e áreas úmidas (Papa et al., 2012; Musa et al., 2015; Cretaux et al., 2023). No entanto, a aplicação dessas abordagens em planícies de inundação apresenta limitações relevantes, relacionadas principalmente à resolução espacial dos sensores, à interferência da vegetação e à presença de pixels mistos, que afetam a acurácia das estimativas em ambientes altamente dinâmicos. Trabalhos focados na delimitação de superfícies de água por meio de índices espectrais, como NDWI e MNDWI, evidenciam que o desempenho desses métodos depende fortemente das características ambientais locais, das condições atmosféricas e do tipo de sensor utilizado (Huang et al., 2018; Yilmaz et al., 2023). Ainda assim, tais índices permanecem amplamente empregados devido à sua simplicidade, baixo custo computacional e aplicabilidade em séries temporais extensas, especialmente quando associados a técnicas automáticas de limiarização.

No contexto do Pantanal e da Bacia do Alto Paraguai, estudos recentes apontam perdas expressivas de áreas alagadas e corpos d'água ao longo das últimas décadas, associadas tanto à variabilidade climática quanto à expansão de atividades antrópicas no Planalto, região responsável pelo aporte hídrico que sustenta o pulso de inundação pantaneiro (Bergier et al., 2018; Moreira et al., 2019; Nunes et al., 2025). Nunes et al.

(2025), ao analisarem séries históricas de dados orbitais entre 1985 e 2020, evidenciam uma redução significativa da superfície de água na bacia, com implicações diretas para a conectividade hidrológica e a resiliência do ecossistema pantaneiro.

Embora avanços recentes incluam o uso de modelagem hidrológica integrada, produtos de evapotranspiração e técnicas de aprendizado de máquina para a estimativa de métricas mais complexas, como vazão e balanço hídrico (Jin et al., 2025; Pimenta et al., 2025), a literatura ressalta que tais abordagens ainda enfrentam limitações operacionais em séries históricas longas e em ambientes hidrológicamente complexos. Dessa forma, a estimativa da área alagada a partir de imagens ópticas multiespectrais permanece como uma estratégia metodológica consistente e amplamente adotada para a análise da dinâmica hidrológica do Pantanal, alinhando-se aos objetivos do presente estudo. A seguir destacam-se alguns estudos focados na estimativa de métricas hidrológicas, tais como extração de espelho d'água, cota e volume (Tabela 1). O item 2.4 retrata especificamente dos índices espectrais já estudados na literatura para extração de espelho d'água.

Tabela 1 - Relação de referências e assuntos abordados.

<i>Espelho d'água</i>	<i>Citação</i>	<i>Descrição</i>
	Cretaux, J.-F., Bergé-Nguyen, M., Calmant, S., Jamangulova, N., Satylkanov, R., Lyard, F., et al. (2018). Absolute calibration or validation of the altimeters on the Sentinel-3A and the Jason-3 over lake Issykkul (Kyrgyzstan). <i>Remote Sensing</i> , 10(11), 1679. https://doi.org/10.3390/rs10111679	O estudo aborda o monitoramento de rios, lagos e áreas úmidas usando dados de satélites (MODIS, Landsat, Sentinel) e altimetria (SWOT, Sentinel-3, CryoSat-2) para analisar variações no nível, extensão e volume da água. As observações por satélite permitem cobertura global e análises temporais de longa escala.
	Huang, C., Chen, Y., Zhang, S., & Wu, J. (2018). Detecting, Extracting, and Monitoring Surface Water From Space Using Optical Sensors: A Review. <i>Reviews of Geophysics</i> , 56(2), 333–360. https://doi.org/10.1029/2018RG000598	Utilizam sensores ópticos (NDWI, MNDWI, AWEI, WI) e métodos de classificação (supervisionada/não supervisionada) para mapear corpos hídricos. Combinam imagens Landsat (alta resolução espacial) e MODIS (alta resolução temporal), gerando séries temporais harmonizadas.
	Yilmaz, O. S., Gulgen, F., Balik Sanli, F., & Ates, A. M. (2023). The performance analysis of different water indices and algorithms using sentinel-2 and landsat-8 images in determining water surface: Demirkopru dam case study. <i>Arabian</i>	Avaliam algoritmos (NDWI, MNDWI) para delimitar superfícies de água em uma barragem na Turquia, usando imagens Sentinel-2 e Landsat-8. Os índices foram aplicados em séries temporais (2018-2019), com desempenho variando conforme características locais e das imagens.

	Journal for Science and Engineering, 48(6), 7883-7903	
	Gao, H. (2015). Satellite remote sensing of large lakes and reservoirs: From elevation and area to storage. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2(2), 147-157.	Destaca o uso de sensores remotos (AVHRR, MODIS, Landsat) em regiões com escassez de dados in situ, aplicando algoritmos baseados em limiares e classificação para medir áreas de corpos hídricos com maior precisão, minimizando erros por nuvens e pixels mistos. O estudo também aborda o monitoramento do nível da água via sensores radar (Envisat, Sentinel-3, Jason) e laser (ICESat), destacando que futuras missões (SWOT, ICESat-2) podem melhorar a precisão dos dados.
<i>Cota</i>	Gao, H. (2015). Satellite remote sensing of large lakes and reservoirs: From elevation and area to storage. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 2(2), 147-157.	*
	Cretaux, J.-F., Bergé-Nguyen, M., Calmant, S., Jamangulova, N., Satylkanov, R., Lyard, F., et al. (2018). Absolute calibration or validation of the altimeters on the Sentinel-3A and the Jason-3 over lake Issykkul (Kyrgyzstan). Remote Sensing, 10(11), 1679. https://doi.org/10.3390/rs10111679	**
	Musa, Z. N., Popescu, I., and Mynett, A.: A review of applications of satellite SAR, optical, altimetry and DEM data for surface water modelling, mapping and parameter estimation, Hydrol. Earth Syst. Sci., 19, 3755–3769, https://doi.org/10.5194/hess-19-3755-2015 , 2015.	Revisam aplicações de dados satelitais para mapeamento hidrológico, citando estudos como Papa et al. (2012) - que usou ENVISAT e Jason-1 no Amazonas, com erros de 20-30 cm devido a bancos de areia - e Tarpanelli et al. (2013), que mostrou limitações (RMSE 12%) em rios estreitos (<1km) usando altimetria.
	Papa, F., Bala, S. K., Pandey, R. K., Durand, F., Gopalakrishna, V. V., Rahman, A., and Rossow, W. B.: Ganga-Brahmaputra river discharge from Jason-2 radar altimetry: An update to the long term satellite-derived estimates of continental freshwater forcing flux into the Bay of Bengal, J. Geophys. Res., 117, C11021, doi:10.1029/2012JC008158 , 2012.	Utiliza dados do altímetro radar Jason-2 (2008-2011) para estimar o fluxo de água doce dos rios Ganges e Brahmaputra para a Baía de Bengala, atualizando estimativas anteriores feitas com TOPEX-Poseidon, ERS-2 e ENVISAT (1993-2008). Também é discutido o impacto de eventos extremos de descarga de água doce na salinidade da Baía de Bengala, como observado em 2008
	Tarpanelli, A., Barbeta, S., Brocca, L., and Moramarco, T.: River Discharge Estimation by Using Altimetry Data and Simplified Flood Routing Modeling, Remote Sensing, 5, 4145–4162, doi:10.3390/rs5094145 , 2013.	Propõe uma metodologia para estimar vazões em rios (incluindo pouco monitorados) usando dados de altimetria por satélite (ERS-2 e ENVISAT). O método aplica o Rating Curve Model (RCM), que estima vazões com base em níveis de água locais e descargas a montante, sem necessidade de dados hidrométricos contínuos. Testado no rio Po (236 km, com 5 estações in situ e 4 passagens de satélite), o RCM mostrou resultados mais precisos que fórmulas empíricas tradicionais.
<i>Volume</i>	Pimenta, J., Fernandes, J. N., & Azevedo, A. (2025). Remote Sensing Tool for Reservoir Volume Estimation. Remote Sensing, 17(4),	Propõem um método global para estimar volumes de reservatórios usando dados ópticos do Sentinel-2 combinados com bancos de dados hidrológicos (SNIRH, GLOBathy, HydroLakes). A abordagem

619. https://doi.org/10.3390/rs170406195 .	emprega machine learning para corrigir interferências de nuvens e foi validada com métricas precisas (MAPE, R ² , Bias) e testes de cruzamento, alcançando alta correlação. O processamento foi realizado via Google Earth Engine e ferramentas web-based.
Cretaux, J.-F., Bergé-Nguyen, M., Calmant, S., Jamangulova, N., Satylkanov, R., Lyard, F., et al. (2018). Absolute calibration or validation of the altimeters on the Sentinel-3A and the Jason-3 over lake Issykkul (Kyrgyzstan). <i>Remote Sensing</i> , 10(11), 1679. https://doi.org/10.3390/rs10111679	**
Gao, H. (2015). Satellite remote sensing of large lakes and reservoirs: From elevation and area to storage. <i>Wiley Interdisciplinary Reviews: Water</i> , 2(2), 147-157.	*
Moreira, R. M., dos Santos, B. C., & Sanches, R. G. (2023). Trend analysis of precipitation for protected areas and pasturelands in southwest Amazônia between 1998 and 2019. <i>Remote Sensing Applications: Society and Environment</i> , 29, 100901.	Analisam o balanço hídrico do Pantanal usando dados do satélite GRACE para estimar variações no volume de água. O estudo destaca limitações como baixa resolução espacial (~300 km) e escassez de dados in situ, que aumentam incertezas. Fatores como infiltração e águas subterrâneas não foram considerados. Autores ressaltam a necessidade de melhorar algoritmos para ambientes complexos como o Pantanal

2.4. Índices espectrais aplicados na estimativa de espelho d'água

A Tabela 2 apresenta alguns índices espectrais criados especificamente para detecção de corpos d'água (Che et al., 2025).

Tabela 2 - Relação de índices espectrais utilizados na identificação de corpos hídricos

ID	Índice espectral	Nome completo	Tipo	Referência
1	LSWI	Land surface water index	Razão espectral	Bajgain et al., 2015
2	NDWI	Normalized difference water index	Razão espectral	McFeeters, 1996
3	WI2019	Water index 2019	Razão espectral	Li et al., 2022
4	NWI	New water index	Razão espectral	Yang et al., 2011
5	SWI	Shadow water index	Diferença espectral	Liu et al., 2023a
6	WI2015	Water index 2015	Diferença espectral	Fisher et al., 2016

7	MBWI	Multi-band water index	Diferença espectral	Wang et al., 2018
8	MNDWI	Modified normalized difference water index	Razão espectral	Xu, 2006
9	NDPI	Normalized difference pond index	Razão espectral	Lacaux et al., 2007
10	ANDWI	Augmented normalized difference water index	Razão espectral	Rad et al., 2021
11	AWEInsh	Automated water extraction index (no shadow)	Diferença espectral	Feyisa et al., 2014
12	AWEIsh	Automated water extraction index (shadow)	Diferença espectral	Feyisa et al., 2014

Os índices espectrais apresentados na Tabela 2 podem ser agrupados em dois grandes tipos: *ratio-based* e *difference-based*, cada um com vantagens e limitações próprias. Os *ratio-based*, como NDWI, MNDWI, NDPI e ANDWI, utilizam a razão entre bandas espectrais, sendo mais estáveis e amplamente aplicados na detecção de água em diferentes contextos, embora apresentem dificuldades em ambientes complexos, como áreas urbanas ou regiões montanhosas com sombras.

Já os *difference-based*, como WI2015, MBWI, AWEIsh, AWEInsh e SWI, empregam combinações mais elaboradas de bandas, o que os torna mais robustos frente a interferências de nuvens finas, sombras ou construções, ainda que sua precisão dependa da escolha de limiares adequados.

Dos índices espectrais mais conhecidos para identificação de corpos hídricos por imagens de satélites se destaca o Índice por diferença normalizada de água (NDWI), desenvolvido por McFeeters (1996) (Tabela 3). O cálculo é realizado utilizando os intervalos do espectro eletromagnético do verde e do Infravermelho próximo (NIR). A função retorna valores entre -1 e 1, sendo os valores maiores que 0 interpretados como água e os valores restantes como não-água. Esta técnica foi desenvolvida pois, a utilização do Índice por diferença normalizada de vegetação (NDVI) apresenta expressiva imprecisão ao delimitar corpos hídricos em relação ao solo e vegetação.

Entretanto, o NDWI subestima o alcance de corpos aquáticos (Guo et al., 2017), principalmente em ambientes de águas turvas (McFeeters, 1996) e parece não ser eficiente na supressão do sinal de estruturas construídas como edifícios (Xu, 2006), causando o efeito inverso. No contexto do avanço da construção civil e visando contornar o problema da interferência urbana no monitoramento hídrico, foi desenvolvido por Xu (2006) o *Modified NDWI* (MNDWI). A mudança está na substituição do NIR pelo Infravermelho

Médio (MIR) na mesma fórmula. A faixa de valores resultantes ainda é a mesma, sendo preservados como valores negativos os elementos como solo e vegetação. Este método ainda possui maior acurácia quando se fazem análises em ambientes de águas turvas, porém é falho ao classificar sombras como massas de água (Guo et al., 2017).

Feyisa et al (2014) realizou uma diferente abordagem na extração de corpos hídricos comparado aos dois índices anteriores. Foram identificados pixels puros de diferentes características de terra e água de uma imagem, que então foram utilizados para calcular o coeficiente que visava forçar os valores de pixels de água para acima de 0 e abaixo desse valor para os pixels restantes. Os autores chegaram a duas fórmulas que permite a utilização desta técnica em uma maior variedade de ambientes: AWEI não-sombra (AWEInsh) e AWEI sombra (AWEIsh). Ambas as fórmulas utilizam a faixa do MIR (*Mid Infrared*), porém em bandas específicas que são as do Infravermelho Próximo (NIR) e o Infravermelho de ondas curtas (SWIR1 e SWIR2), além da adição da banda do azul na fórmula de AWEIsh.

O WNDWI (Guo et al., 2017), foi desenvolvido como uma alternativa para contornar os problemas que os índices citados anteriormente possuem ao serem aplicados em ambientes mais complexos, que interferem nos valores dos pixels a serem classificados. O índice se aproxima de uma combinação entre NDWI e MNDWI, em que é proposta a combinação ponderada entre as bandas NIR e SWIR, mantendo a banda do verde fixa na fórmula. Segundo os autores que desenvolveram este índice espectral, este método supera a problemática na classificação de águas turvas e reduz os falsos positivos pelo efeito de sombra, aumentando a acurácia na classificação. O intervalo de resultados ainda consiste entre -1 e 1, sendo 0 o valor de limiar, assim como nos procedimentos em que esta técnica foi baseada.

Como foi constatado pelos autores, os índices espectrais citados possuem certas limitações em comum, entre elas a diminuição da acurácia em ambientes complexos (Li e Sheng, 2012), fazendo com que a delimitação dos corpos hídricos seja subestimada no caso do NDWI (McFeeters, 1996) ou superestimada como no MNDWI (Feyisa, 2014). Este fato torna necessária a identificação de valores mais adequados de limiar. Existem diversos métodos de limiarização, como o de procedimento manual, comparando com mapas de referência e por interpretação visual (Rokni et al., 2014).

Tendo em vista o estudo das diferentes técnicas de sensoriamento remoto para quantificação de águas interiores apresentadas anteriormente, foi constatado que o NDWI e o MNDWI são comumente aplicados. O NDWI é a técnica mais antiga entre as duas, possuindo precisão limitada quanto à medida da área de superfície d'água, em que é subestimado o seu real valor (Xu, 2006). O MNDWI foi desenvolvido com a proposta de suprir as limitações do NDWI com enfoque em ambientes urbanos, obtendo sucesso na sua proposta, porém ainda apresentando erros em ambientes específicos, como aqueles que formam sombras (Guo et al., 2017). Algumas equações dos principais índices são apresentadas na tabela a seguir:

Tabela 3 - Índices espectrais, fórmulas e autores

Índice	Fórmula	Referência
NDWI	$\frac{\text{Verde} - \text{NIR}}{\text{Verde} + \text{NIR}}$	McFeeters (1996)
MNDWI	$\frac{\text{Verde} - \text{SWIR}}{\text{Verde} + \text{SWIR}}$	Xu (2006)
AWEInsh	$4 \times (\text{Verde} - \text{SWIR1}) - (0.25 \times \text{NIR} + 2.75 \times \text{SWIR2})$	Feyisa et al (2014)
AWEIsh	$\text{Azul} + 2.5 \times \text{Verde} - 1.5 \times (\text{NIR} + \text{SWIR1}) - 0.25\text{SWIR2}$	Feyisa et al (2014)
WNDWI	$\frac{\rho\text{Verde} - (\alpha \times \rho\text{NIR} + (1 - \alpha) \times \rho\text{SWIR})}{\rho\text{Verde} + (\alpha \times \rho\text{NIR} + (1 - \alpha) \times \rho\text{SWIR})}$	Guo et al. (2017)

Recentemente alguns estudos (Che et al., 2025, Karakus, 2025) apresentam estratégias para automatização dos índices em séries temporais e aprimoramento dos resultados dos índices. O algoritmo Canny (Donchyts et al., 2016) é um detector de bordas que identifica contornos em imagens ao realçar mudanças bruscas de intensidade, sendo amplamente usado para delimitar os limites de objetos, como corpos d'água em imagens de satélite. O método da entropia máxima busca o limiar que maximiza a informação mútua entre as classes, sendo útil em imagens com distribuições complexas de tons de cinza. O método do erro mínimo assume que os histogramas são compostos por distribuições gaussianas e calcula o limiar minimizando os erros de classificação. Já o método de Li e Tam (1998) utiliza a entropia cruzada para ajustar iterativamente o limiar, sendo eficiente em imagens heterogêneas. O método *fuzzy* de Huang e Wang (1995) minimiza a “*fuzziness*” ou incerteza, funcionando bem quando há sobreposição significativa entre água e não-água.

O método de Otsu, proposto por Otsu (1979) é um dos algoritmos de limiarização automática mais usados em segmentação de imagens, incluindo aplicações em sensoriamento remoto para mapeamento de corpos d'água. A ideia central é separar os

pixels em duas classes, água e não-água, escolhendo um limiar que maximize a variância entre classes e minimize a variância dentro de cada classe. Em termos práticos, o algoritmo analisa o histograma da imagem (ou índice espectral, como NDWI, MNDWI, AWEI etc.) e determina automaticamente o ponto ótimo onde a separação entre as duas distribuições (água e fundo) é mais eficiente.

Nos estudos recentes, como o de Karakus (2025), o Otsu foi usado em conjunto com algoritmos de detecção de borda (como Canny) e índices espectrais (NDWI, MNDWI, AWEI) para mapear com precisão os limites do Lago Van, obtendo altos índices de acurácia quando integrado a métodos de aprendizado de máquina (SVM, RF, CART). Já Che et al. (2025) mostraram que a aplicação do Otsu otimizado melhora a extração da água em diferentes ambientes (lagos de planície, lagos de montanha, estuários), com acurácia superior a 99% em muitos casos, mas ressaltaram que o índice mais adequado pode variar conforme a região, por exemplo, AWEIsh para regiões montanhosas e WI2015 para áreas planas.

2.5. Estratégias de mapeamento de corpos d'água no Brasil.

O Brasil construiu, ao longo das últimas décadas, uma trajetória consolidada em programas de mapeamento por sensoriamento remoto, fundamentais para o planejamento territorial, monitoramento ambiental e formulação de políticas públicas. O Projeto RADAMBRASIL (1973–1987), pioneiro na aplicação de radar aerotransportado em escala continental, gerou uma série de cartas em escala 1:1.000.000 (Escobar et al., 2005).

Especificamente para corpos d'água a Rede Hidrográfica Nacional da ANA (Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico), que organiza informações hidrológicas e espaciais integradas, realiza frequentemente atualizações das massas d'água do Brasil, contudo a temporalidade é incipiente para a realidade de Biomas como o Pantanal ([Catálogo de Metadados da ANA](#)).

Mais recentemente, com o aprimoramento das geotecnologias, o projeto MapBiomas (desde 2015) trouxe inovação ao integrar ONGs, universidades e empresas de tecnologia, usando séries Landsat processadas no Google Earth Engine. O projeto reconstruiu três décadas de uso e cobertura da terra no Brasil, harmonizando metodologias e disponibilizando dados abertos para todos os biomas. Atualmente o programa conta com subprodutos importantes como por exemplo o mapeamento de corpos d'água do Brasil.

O documento ATBD Água (*Algorithm Theoretical Base Document & Results – Water, Collection 3*) descreve a metodologia do MapBiomias Água para mapear e monitorar a dinâmica da superfície de água no Brasil, de 1985 a 2023. O trabalho utiliza imagens da série Landsat (5, 7 e 8), combinadas com técnicas como análise de mistura espectral e o algoritmo *Surface Water Subpixel Classifier* (SWSC), para gerar mapas mensais e anuais de água superficial. Além disso, incorpora procedimentos de pós-classificação específicos para cada bioma, buscando reduzir falsos positivos e negativos. O objetivo central é disponibilizar um conjunto de camadas temporais que permitam entender a evolução da superfície de água, suas transições e tendências, bem como classificar corpos hídricos (naturais, reservatórios, hidrelétricas, mineração).

No contexto do Pantanal, a obra evidencia uma das maiores dificuldades: o mapeamento preciso de áreas sazonalmente inundáveis. O bioma é caracterizado por seu pulso de inundação, com intensas variações entre períodos de cheia e seca, somadas à forte presença de nuvens durante a estação chuvosa. Isso gera lacunas em imagens de satélite e aumenta a chance de erros de classificação. Para lidar com esse problema, o estudo desenvolveu filtros de preenchimento de falhas (*gap-filling*) baseados em padrões de precipitação, buscando evitar superestimativas nas áreas alagadas. Ainda assim, a etapa de validação revelou métricas de acurácia bastante baixas: a acurácia do usuário para a classe “água” no Pantanal permaneceu abaixo de 50% em toda a série histórica (1985–2023), indicando significativa confusão entre áreas de solo exposto, vegetação e superfícies alagadas. Além disso, a irregularidade interanual da acurácia reflete os efeitos sazonais e a alta complexidade do pulso de inundação, que não são totalmente captados pelas imagens Landsat. Mesmo com os avanços metodológicos, os autores reconhecem que o Pantanal continua sendo um dos biomas mais desafiadores para mapeamento de água, exigindo novos ajustes e a integração de múltiplas fontes de sensoriamento remoto.

Apesar dos avanços observados ainda faltam estudos que avaliem sistematicamente o desempenho de índices espectrais com limiarização automática em séries longas no Pantanal e que investiguem de forma integrada sua relação com variáveis meteorológicas. Assim a presente pesquisa pretende buscar uma estratégia metodológica que melhor se adeque a realidade do pantanal, pretendendo preencher as lacunas metodológicas e fornecer uma visão mais ampla sobre as mudanças no regimes climático e hídrico no Pantanal.

3. Materiais e Métodos

3.1. Materiais

3.1.1. Área de Estudo 1 – Lago Chungará

O Lago Chungará (18°14'33"S, 69°09'09"O) está localizado no altiplano chileno, porção do Altiplano sul-americano inserida em território do Chile. Este platô estende-se pelos Andes centrais, abrangendo Chile, Argentina, Bolívia e Peru, com altitudes que superam os 3.000 m (Espinoza; Aravena, 2015). O lago situa-se especificamente na porção mais elevada dessa região, a 4.520 m de altitude, no extremo oeste da bacia fluviolacustre dos Altiplanos sul-americanos. Insere-se no centro de uma sub-bacia hidrológica fechada, na borda nordeste da Bacia de Lauca, uma depressão tectônica de idade Cenozoica preenchida por sedimentos clásticos e evaporíticos (Moreno et al., 2007; Valdivielso et al., 2022).

A região é caracterizada por lagos e lagunas de comportamento endorreico, que não possuem escoamento para o oceano, ocupando depressões formadas por atividades tectônicas (Valdivielso et al., 2022). O clima nos Andes centrais é sazonal, fortemente influenciado por um regime de monções durante o verão austral (Zhou; Lau, 1998). Massas de ar originárias do Oceano Atlântico são transportadas pelos ventos alísios através da Bacia do Amazonas, resultando em precipitações do tipo convectiva que representam até 80% das chuvas anuais, concentradas entre dezembro e março (Aravena et al., 1989; 1999a; Valdivielso et al., 2022).

Este Lago foi selecionado para este estudo por não apresentar intensa interferência antrópica, o que permite refletir com fidelidade a relação entre as chuvas e a variação de sua área. Adicionalmente, a proximidade de estações pluviométricas com registros desde a década de 1980 contribui para a consistência da análise. Estas condições se tornam ideais para conferir a confiabilidade da metodologia proposta.

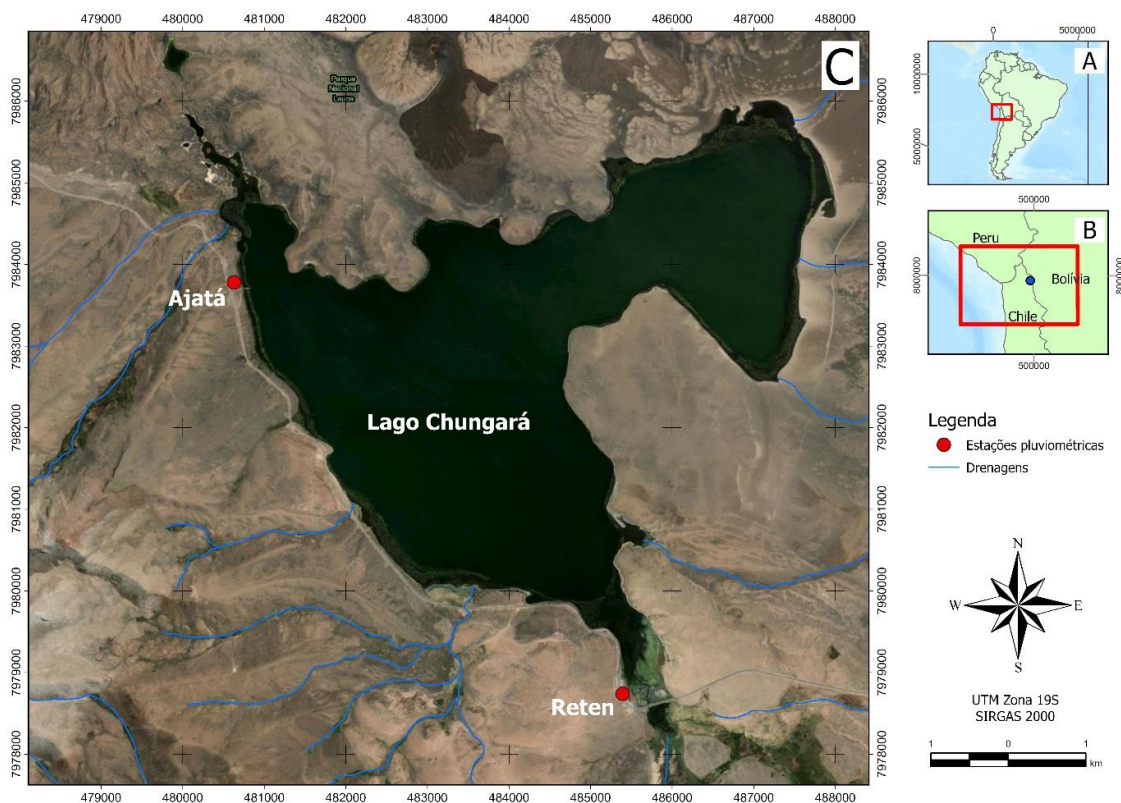


Figura 1 - Mapa de localização do Lago Chungará. Fonte: Os autores.

3.1.2. Área de estudo 2 - Pantanal

O Pantanal é a maior planície inundada da América do Sul, ocupando 1,76% do território brasileiro, com aproximadamente 150.355 km² (Dallacort et al., 2014). Localizado na bacia do Alto Paraguai (Santos et al., 2009), abrange as fronteiras com a Bolívia e o Paraguai (Bergier et al., 2018), compreendendo os estados de Mato Grosso e Mato Grosso do Sul (Junk & Cunha, 2005). O Bioma é constituído por importantes rios, como o Cuiabá, Piquiri, Taquari, Aquidauana e Paraguai. As áreas alagadas são ambientes altamente diversos que ocupam zonas de transição entre um ambiente drenado localizado em porções mais elevadas e outro mais rebaixado que permanece alagado (Owen et al., 1998).

O clima da região é classificado como tropical úmido (Aw), com estação chuvosa concentrada entre os meses de outubro e março e estação seca predominante entre abril e setembro, apresentando temperaturas médias elevadas ao longo do ano, frequentemente superiores a 25 °C (Pessi et al., 2023). Esse regime climático, associado à topografia extremamente plana das áreas adjacentes, condiciona a formação de extensas superfícies

sazonalmente inundadas, cuja extensão e permanência variam significativamente de ano para ano.

A Serra do Amolar (lat.: -17.917, long.: -57.529), que se localiza na porção oeste do Pantanal brasileiro, está nos domínios do estado do Mato Grosso do Sul, limitada a leste pelo rio Paraguai e ao norte pelo rio Acorizal, que delimita a fronteira entre o estado do Mato Grosso do Sul (MS) e Mato Grosso (MT). A Serra é caracterizada por repetidas colinas com relevos residuais ao longo do Rio Paraguai, que são flanqueadas por grandes lagos e planícies de inundação (Damasceno Júnior, 2005). Essas formações rochosas são relativamente isoladas e possuem influência com o Rio Paraguai (Alves et al., 2014).

A área específica é um trecho do rio Paraguai, compreendido entre a cidade de Corumbá - MS (lat: -19,014, long: -57,600), e a região sul de Porto Conceição - MT (lat: -17,176; Long: -57,362). Para delimitação operacional da área de interesse, foi gerado um buffer de 4 km a partir do eixo do canal principal do rio Paraguai, de modo a abranger as principais planícies de inundação e corpos d'água associados ao seu sistema fluvial. Essa delimitação foi posteriormente integrada aos dados vetoriais das bacias hidrográficas otocodificadas de nível 7 da Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA, 2017), sendo selecionadas todas as sub-bacias interceptadas por essa faixa, resultando na poligonal final da área de estudo (Figura 2).

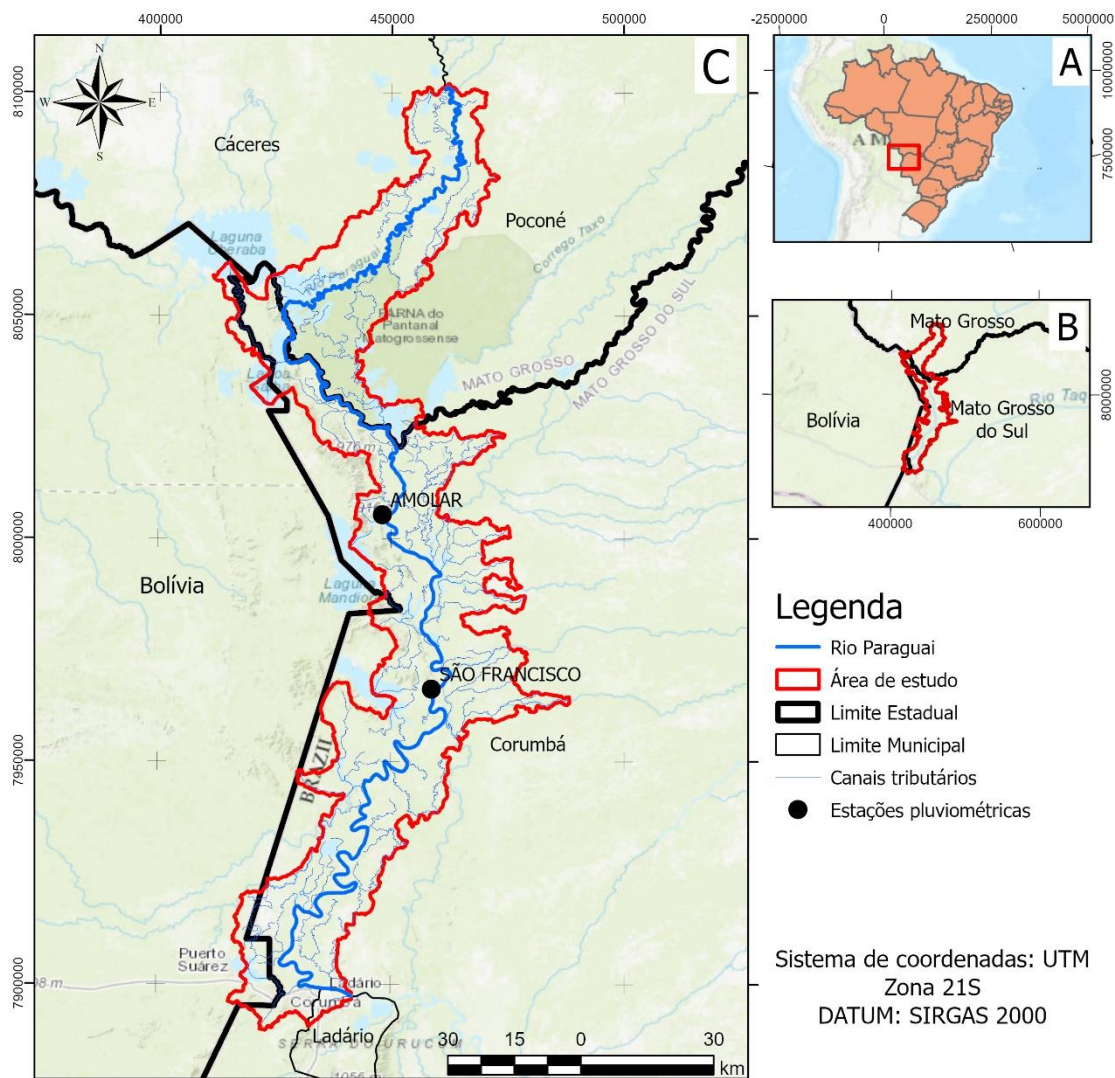


Figura 2 - Mapa de localização. Fonte: Os autores

A escolha dessa região justifica-se por sua elevada sensibilidade às variações hidrológicas interanuais, pela forte dependência da dinâmica do rio Paraguai e pela presença de extensos ambientes lacustres e planícies de inundação, que tornam a Serra do Amolar um setor particularmente representativo para a análise da dinâmica espaço-temporal das áreas alagadas no Pantanal. Os elementos naturais citados anteriormente, motivos da escolha da região da Serra do Amolar, foram considerados na definição das dimensões da poligonal, sendo que esta deveria conter todos os tipos de corpos hídricos característicos do Pantanal, além das áreas secas e úmidas de transição.

3.1.3. Processamento em nuvem

O Google Earth Engine (GEE) foi utilizado nessa pesquisa no intuito de obtenção automática das áreas alagadas na área de estudo, sem a necessidade de baixar ou processar as imagens localmente. É uma plataforma em nuvem para análises geoespaciais em escala planetária, petabytes de imagens multiespectrais de toda a série Landsat, Sentinel 1 e 2, dados ambientais, atmosféricos e geofísicos (Gorelick et al., 2017). É utilizado em variados campos de estudo como monitoramento das mudanças florestais (Hansen et al., 2013), mapeamento urbano (Zhang et al., 2015), mudanças nas águas superficiais globais (Pekel et al., 2016) e dentre outras. É possível ter acesso a recursos de processamento paralelo de alta performance, imagens de satélite datadas desde a década de setenta, permitindo o levantamento de séries históricas (Gorelick et al., 2017). Para a requisição de imagens e o processamento delas, é necessário conhecimento em linguagem de programação Python ou JavaScript, sendo esta última a preferida pelos autores para a escrita do código na plataforma.

A escolha do GEE justifica-se principalmente pela necessidade de manipular séries temporais extensas de imagens Landsat, abrangendo o período de 1986 a 2024, de forma automatizada, reproduzível e computacionalmente eficiente. A plataforma disponibiliza, de forma integrada, todo o acervo histórico das missões Landsat, bem como produtos climáticos e ambientais, permitindo a execução de rotinas padronizadas de pré-processamento, cálculo de índices espectrais, geração de máscaras temáticas e extração de estatísticas espaciais diretamente em ambiente de nuvem.

No presente estudo, o GEE foi utilizado para: (i) seleção e organização das imagens multiespectrais; (ii) aplicação de filtros de qualidade e recorte para a área de estudo; (iii) cálculo dos índices espectrais NDWI e MNDWI; (iv) implementação das rotinas de limiarização automática; e (v) geração das séries temporais consolidadas de área alagada, bem como para a extração e o tratamento das variáveis meteorológicas utilizadas nas análises estatísticas subsequentes.

O uso dessa abordagem em nuvem garantiu a padronização do processamento ao longo de toda a série histórica, reduziu a influência de diferenças operacionais entre sensores e cenas individuais e assegurou a reprodutibilidade dos procedimentos

metodológicos, aspecto fundamental para análises de longo prazo baseadas em grandes volumes de dados orbitais.

3.1.4. Variáveis utilizadas

Para a detecção e quantificação das áreas alagadas no Pantanal, as imagens multiespectrais das missões Landsat, selecionadas de modo a compor uma série temporal longa e consistente entre 1986 e 2024. Especificamente foram adquiridas imagens dos sensores Landsat-TM 5 do período de 1985 a 2011, Landsat 7 ETM+ na complementação de dados entre os anos de 2000 e 2002, Landsat 8 OLI/TIRS no intervalo de 2013 a 2023 e Landsat 9 OLI-2/TIRS-2 para complementar registros nos anos de 2022 a 2024, todas com resolução espacial de 30 metros e resolução temporal de 16 dias. O ano de 2012 foi excluído da série em função da indisponibilidade de imagens sem cobertura de nuvens ou problemas radiométricos. Neste trabalho, a curta janela temporal em que foram requeridas as imagens Landsat 7 ETM+ se deve ao fato de terem sido identificados erros de imageamento pelo sensor nos demais anos em que o satélite estava em atividade.

Para a quantificação da área do Lago Chungará, foram utilizadas as imagens multiespectrais das mesmas missões aplicadas para o Pantanal, salvo o Landsat 7. A exclusão se dá ao fato de que todas as imagens na região do lago se encontram com sérios defeitos que impossibilitaram a aplicação dos procedimentos seguintes.

Esses dados foram utilizados para o cálculo dos índices espectrais NDWI e MNDWI, empregados na detecção e quantificação das superfícies alagadas ao longo do período de estudo. A escolha da série Landsat justifica-se por sua longevidade, estabilidade radiométrica e ampla utilização em estudos de monitoramento ambiental de longo prazo, permitindo análises interanuais consistentes da variação espacial da superfície de água.

Quanto a seleção dos produtos de dados meteorológicos para avaliação da relação de áreas alagadas com dados meteorológicos, levou-se em consideração a disponibilidade nos produtos no Google Earth Engine (GEE) e a adequação aos objetivos temporais e espaciais do estudo. Os produtos selecionados foram, Precipitação e Temperatura: ERA5; Evapotranspiração: TerraClimate. O ERA5 fornece dados de precipitação e temperatura com resolução espacial aproximada de 111,32 m e resolução temporal mensal para o

mesmo intervalo. O TerraClimate disponibiliza estimativas mensais de evapotranspiração com resolução espacial de aproximadamente 4,6 km, também cobrindo integralmente o período analisado.

Para o Lago Chungará, foram levantados apenas dados de precipitação, oriundos de duas estações pluviométricas localizadas próximas às margens do lago (Figura 1 do artigo). A escolha pela exclusividade dessa variável procurou garantir a consistência dos dados, evitando possíveis imprecisões que poderiam surgir da integração com fontes muito distintas.

A seleção desses bancos de dados baseou-se na disponibilidade de séries temporais contínuas, na consistência espacial e temporal dos produtos e na sua ampla validação e uso em estudos climatológicos e hidrológicos. A Tabela 4 sintetiza as principais características das bases de dados utilizadas neste estudo.

Tabela 4 - Relação da origem das imagens de satélite.

<i>Missão/Produto</i>	<i>Resolução espacial</i>	<i>Resolução Temporal</i>	<i>Período Utilizado</i>	<i>Área de estudo aplicada</i>
<i>Landsat 5 TM</i>	30 m	16 dias	1986 – 2011	1 e 2
<i>Landsat 7 ETM+</i>	30 m	16 dias	1999 – 2003	2
<i>Landsat 8 OLI/TIRS</i>	30 m	16 dias	2013 – 2024	1 e 2
<i>Landsat 9 OLI-2/TIRS-2</i>	30 m	16 dias	2022 – 2024	1 e 2
<i>ERA5</i>	111,32m	30 dias	1986 – 2024	2
<i>TerraClimate</i>	4638,3 m	30 dias	1986 – 2024	2
<i>Estação Ajata</i>	Pontual	1 dia	1986 - 2023	1
<i>Estação Reten</i>	Pontual	1 dia	2002 - 2019	1

3.2. Método

O Fluxograma da Figura 3 apresenta as etapas do desenvolvimento da pesquisa.

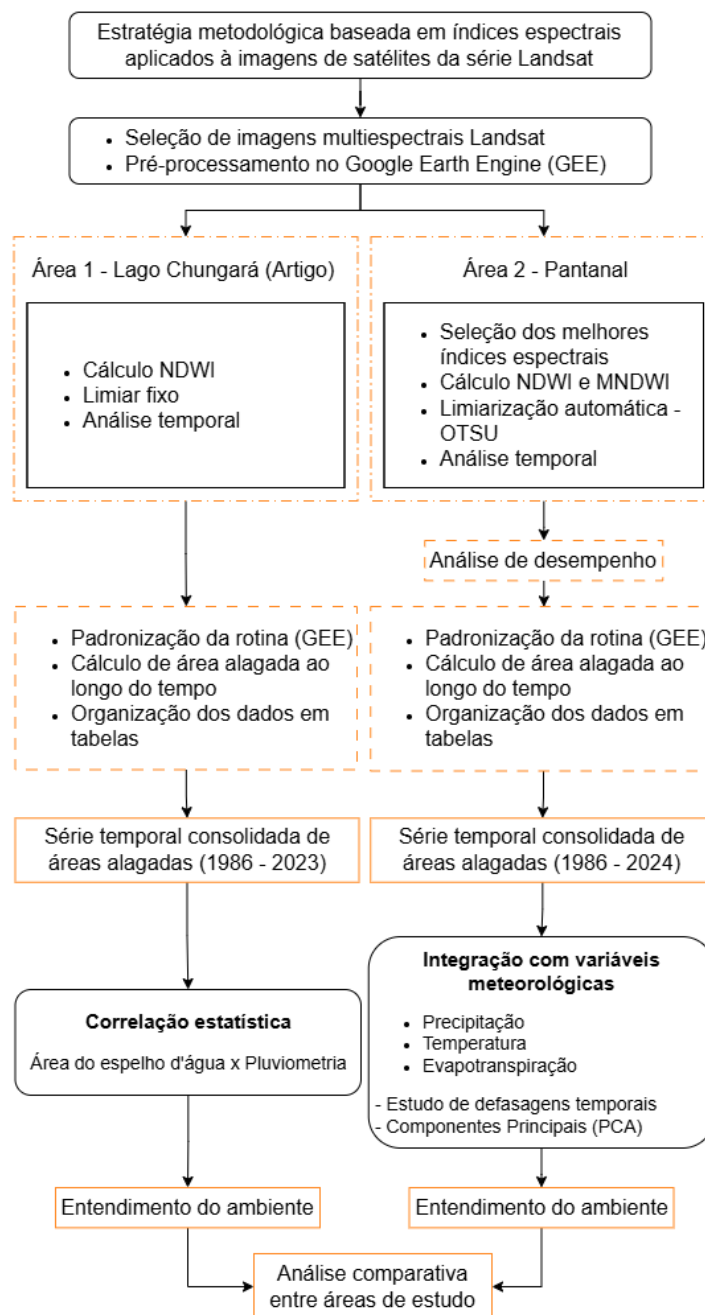


Figura 3 - Fluxograma de desenvolvimento do projeto

A metodologia desenvolvida neste mestrado é focada na aplicação de índices espectrais a imagens de satélite da série Landsat, processamento no qual foi totalmente realizado no GEE, abrangendo duas áreas de estudo com abordagens diferentes. Inicialmente, foi realizada a seleção e o pré-processamento das imagens de satélite Landsat, também adquiridos por meio do GEE, observando critérios como resoluções temporal, espacial, radiométrica e cobertura de nuvens para o período de análise definido para cada uma das áreas de estudo. Este processo permitiu a criação de uma base de dados homogênea para as etapas subsequentes. Em seguida, o estudo foi dividido para atender

às especificidades de duas áreas alvo: Área 1 – Lago Chungará, nos Altiplanos chilenos; Área 2 – Pantanal.

Na Área 1, o Lago Chungará, o foco foi a aplicação do índice espectral NDWI (*Normalized Difference Water Index*), para estimar a variação da superfície do espelho d'água do lago. Após o cálculo do índice, foi realizada a classificação dos corpos de água empregando a técnica do limiar fixo. Foi realizada a análise temporal da dinâmica hídrica do lago, assunto no qual foi abordado no artigo científico (item 4.1).

Na área de estudo 2, o Pantanal, buscou-se aprimorar a identificação de áreas alagadas por meio da comparação entre diferentes índices espectrais e técnicas de limiarização. Dentre os índices pesquisados, foram escolhidos os resultados dos índices NDWI e MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*), em que posteriormente foram analisadas as distribuições (histogramas) dos valores obtidos. Com base nessas distribuições, aplicaram-se técnicas automáticas de limiarização, com destaque para o método de Otsu, para geração de máscaras binárias de água e não-água. Novamente procedeu-se com as análises temporais da dinâmica hídrica das áreas alagadas na região. A qualidade das classificações no Pantanal foi avaliada por meio de matrizes de confusão e métricas de acurácia, permitindo selecionar o índice e o procedimento de melhor desempenho para a região, reconhecida como a mais complexa para análises por sensores óticos.

Após as análises individuais, realizou-se um estudo de desempenho comparativo entre as duas áreas, em que com a rotina de processamento no GEE padronizado, e com as áreas devidamente calculadas, foi possível organizar os dados levantados em tabelas. Esse processo culminou na construção de uma série temporal consolidada para cada área de estudo (1986 – 2023 para o Lago Chungará e 1986 – 2024 para o Pantanal).

Por fim, os resultados foram relacionados com variáveis meteorológicas, restrita à precipitação no caso do Lago Chungará, enquanto no pantanal foram incluídas as variáveis de temperatura e evapotranspiração. Esta etapa permitiu a realização de uma correlação estatística entre a área alagada e as variáveis meteorológicas durante todo o período de estudo dos respectivos casos. Essa integração permitiu identificar relações de dependência entre fatores climáticos e a dinâmica hídrica da região, contribuindo para

uma compreensão mais abrangente da influência das condições meteorológicas sobre os ambientes alagados. A seguir serão detalhadas as principais etapas desenvolvidas.

3.2.1. Descrição Metodológica da área e estudo 1 – Sistema Lacustre Andino

A descrição metodológica da publicação na íntegra pode ser consultada no artigo Dias et al. (2025), item 4.1 dos resultados. Em suma, a investigação utilizou técnicas de sensoriamento remoto aplicadas na plataforma Google Earth Engine (GEE), abrangendo o período de 1986 a 2023 no altiplano chileno, Lago Chungará. Foram processadas imagens dos satélites Landsat 5 (TM), Landsat 8 (OLI/TIRS) e Landsat 9 (OLI-2/TIRS-2). A área do lago foi delimitada por polígono e, em seguida, aplicado o Índice de Diferença Normalizada de Água (NDWI), a partir das bandas do verde e do infravermelho próximo, para identificar e calcular a extensão do espelho d'água.

Em paralelo, os dados pluviométricos foram obtidos no Explorador Climático (CR)², com séries de precipitação registradas pelas estações Ajata e Reten, situadas próximas ao lago. Esses dados, cobrindo 1983–2023, foram tratados para correção de falhas e lacunas.

Por fim, os valores de área do lago e da precipitação anual foram submetidos a análises estatísticas comparativas, incluindo séries históricas, dispersões com regressão linear simples e subdivisões temporais em blocos de 11 e 13 anos. O objetivo foi identificar correlações entre variações do volume de chuvas e a superfície do lago, testando a hipótese de que o Lago Chungará poderia funcionar como um “pluviômetro natural”.

3.2.2. Descrição Metodológica da área de estudo 2 Mapeamento de Superfície Alagada no Pantanal e relação com variáveis meteorológicas

3.2.2.1. Estimativa de áreas alagadas

Primeiramente, a pesquisa foi desenvolvida no intuito de compreender as peculiaridades espectrais do Bioma Pantanal e observar como as características espectrais poderiam afetar a aplicação de diferentes índices espectrais. Em suma, todos os índices apresentados na Tabela 2 do Tópico Estado da Arte foram consultados. Contudo, naturalmente, em função de problemas evidentes na detecção da máscara de água no Pantanal, como nítidos erros de classificação ou índices que apresentaram comportamento inverso ao que se busca na presente pesquisa, vários índices foram excluídos na análise.

A Figura 4 ilustra alguns resultados da comparação entre uma imagem de composição RGB e alguns dos diferentes índices espectrais pesquisados (NDWI, MNDWI, NDPI, LSWI e NWI). É possível notar as características clássicas descritas na literatura quanto ao NDWI, sendo um índice mais conservador, destacando corpos hídricos mais perenes. O MNDWI se demonstra mais abrangente, identificando o espelho d'água em margens de lagos e registrando pequenas lagunas e canais mais curtos. O NDPI, neste exemplo, apresenta uma lógica inversa de classificação ao se comparar com o MNDWI, o que se é de esperar visto que os índices apresentam a mesma composição de bandas em sua fórmula, mas em posições opostas na equação. O LSWI extrapola a área alagada de maneira demasiada, ao contrário do NWI, em que praticamente estingue a presença de qualquer corpo hídrico na região. Características como as que foram citadas anteriormente foram novamente encontradas nos demais índices pesquisados, apresentando vantagens e desvantagens nas suas aplicações na região do Pantanal.

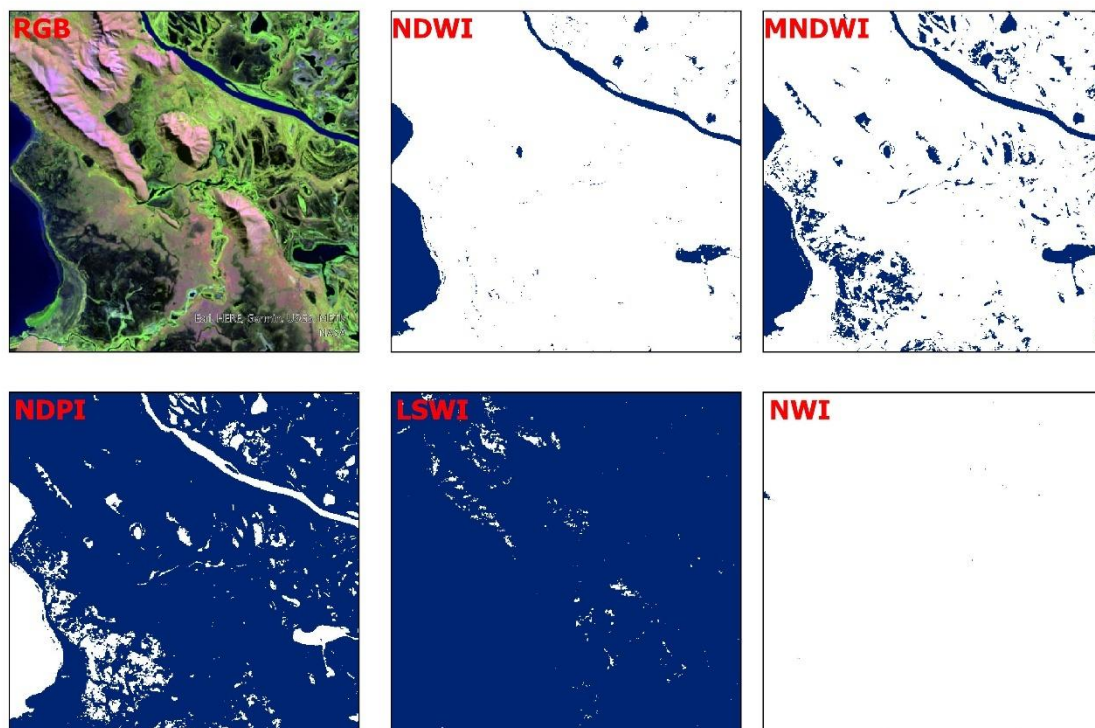


Figura 4 - Comparação entre os produtos RGB e alguns dos índices espectrais pesquisados. Imagem registrada pelo Landsat 8 no dia 30/06/2022.

Por fim, os índices selecionados para continuidade da pesquisa foram: o NDWI (McFeeters, 1996) e o MNDWI (Xu, 2007).

$$NDWI = \frac{(Verde - NIR)}{(Verde + NIR)} \quad \text{Equação (1)}$$

$$MNDWI = \frac{(Verde - SWIR1)}{(Verde + SWIR1)} \quad \text{Equação (2)}$$

No qual as bandas do sensor Landsat representativas dos intervalos espectrais supracitados foram selecionadas para o cumprimento dos índices (tabela 5).

Tabela 5 - Relação de sensores e bandas correspondentes utilizadas nas equações de índices espectrais

Missão	Verde	NIR	SWIR1
Landsat 5 e 7	B2	B4	B5

Considerando a série histórica total foram utilizadas o máximo de imagens disponíveis no intervalo temporal de 1984 a 2024, analisadas uma a uma observando possíveis problemas nas cenas, tais como falha na aquisição, cobertura de brumas atmosféricas, entre outros. Nessas cenas, por meio do desenvolvimento de um script, em que foi realizado o cálculo dos índices supracitados. Dessa forma, tal análise originou um total de 119 imagens efetivas para a realização da análise. Com o cálculo dos valores de NDWI e MNDWI a fase posterior foi a definição do limiar para detecção dos corpos d'água por imagem.

3.2.2.2. Definição do limiar

O limiar é o valor em que separa o intervalo de pixels de classes, no caso do presente trabalho, de água e não-água. Por padrão o valor de limiar de todo índice espectral é zero, porém por limitações do procedimento, como as citadas anteriormente, faz-se necessário o ajuste do limiar. Foram consultadas tabelas de valores fixos, porém os resultados apresentaram ser pouco representativos em diversas imagens, necessitando uma abordagem mais adaptativa e automatizada. Entre essas técnicas automatizadas, o método de Otsu (Otsu, 1979), um método não paramétrico e não supervisionado para calcular o valor ótimo do limiar, é amplamente empregado por permitir a separação automática das classes a partir da análise do histograma da imagem. Embora a discriminação entre água e não água possa parecer trivial quando se utilizam índices espectrais, bastando observar os intervalos numéricos característicos da presença de água, séries temporais de imagens apresentam variações radiométricas naturais. Essas variações decorrem de diferenças entre sensores, condições atmosféricas ou mesmo da influência de pixels vizinhos, que variam conforme a época de aquisição. Nesse contexto, a aplicação do método de Otsu mostrou-se fundamental para esta pesquisa, pois possibilitou ajustes dinâmicos nos intervalos do histograma, garantindo a identificação e isolamento dos corpos d'água ao longo do tempo. Resultados semelhantes foram reportados por Karakus (2025), que obteve elevadas taxas de acurácia na detecção de superfícies aquáticas no Lago Van, ao empregar a limiarização de Otsu em conjunto com índices espectrais e algoritmos de aprendizado de máquina, corroborando a robustez e aplicabilidade do método em diferentes cenários.

A Figura 5 ilustra o funcionamento da técnica de Otsu, o histograma concentra os valores correspondentes às classes água e não água, separados pelo valor de limiar calculado. O método definiu o valor de -0,26 como limiar ótimo para uma imagem específica, para a discriminação dos corpos d'água em relação às demais feições da imagem.

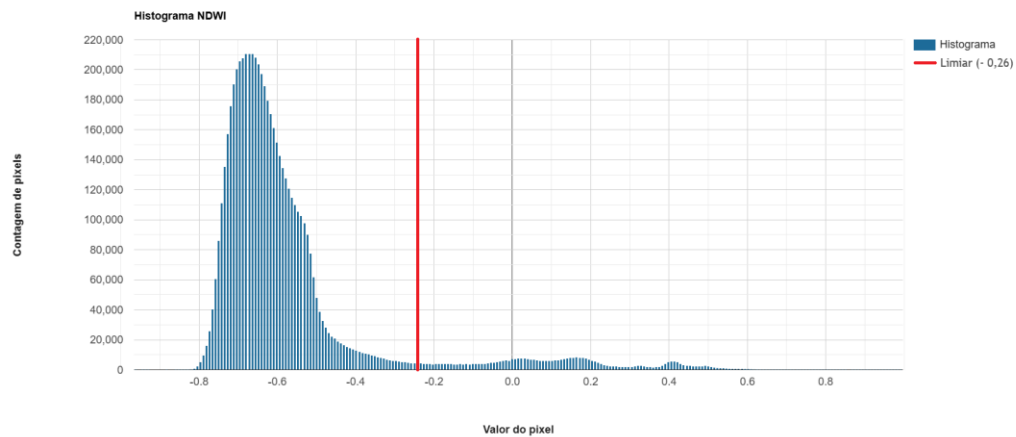


Figura 5 - Histograma de imagem Landsat adquirida em 30/06/2022. A maior crista (à esquerda) se destaca da menor (à direita), que são separadas pelo valor de limiar -0,26 (linha vermelha) determinado pelo cálculo do Otsu.

Assim a aplicação de tal método pode ser fundamental para regiões com a realidade do Pantanal, devido a sua grande variedade de peculiaridades físicas e atmosféricas (Braz, Ferreira e Boni. 2025). Outra característica importante é que os índices espectrais propostos, apesar de serem amplamente aplicados em estudos de monitoramento hídrico, frequentemente subestimam a extensão real das áreas dos alvos, sejam por variados fatores, como margens rasas ou plantas aquáticas (Satsgé et al., 2017). Na literatura foi observado que o método Otsu de segmentação de imagens (Otsu, 1979) é considerado o melhor para limiarização global (Liu, Qiu e Li, 2024).

Basicamente, o procedimento consiste em otimizar o valor de limiar ao maximizar o desvio padrão, que resulta na melhor separação entre classes de água e não-água em uma imagem em escala de cinza. Matematicamente o método foi descrito por Sekertekin (2021) no qual, o valor ótimo é obtido a partir da análise discriminante, de modo a maximizar a variância entre classes $\sigma_B^2(t)$ do histograma de níveis de cinza, separando idealmente os grupos. Considera-se que os pixels de uma imagem são representados em

L níveis de cinza [0, 1, 2, ..., L-1], em que $n(i)$ é o número de pixels no nível i e N o número total de pixels. O procedimento é aplicado no histograma e assume o nível de cinza como uma distribuição de probabilidade $p(i)$. A ocorrência de probabilidade $p(i)$ de cada nível de cinza é pela Equação (3)

$$p(i) = \frac{n(i)}{N}, p(i) \geq 0, \sum_{i=0}^{L-1} p(i) = 1 \quad \text{Equação (3)}$$

O momento zero ($\omega(t)$) e os momentos cumulativos de primeira ordem do histograma são calculados até o nível $\mu(t)$, além da média total μ_T obtidas pela equação 1, 2 e 3. O limiar ótimo t^* é definido como o valor que maximiza $\sigma_B^2(t)$. (Şekertekin, 2020). As probabilidades de ocorrência de cada classe são dadas por:

$$\omega(t) = \sum_{i=0}^t p(i) \quad \text{Equação (4)}$$

Enquanto as médias de intensidade de cada classe são:

$$\mu(t) = \sum_{i=0}^t i \cdot p(i) \quad \text{Equação (5)}$$

A média global da imagem é dada por:

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad \text{Equação (6)}$$

$t^* = \max_{t \in G} \sigma_B^2(t)$, em que a variância entre classes ($\sigma_B^2(t)$) é então expressa como:

$$\sigma_B^2(t) = \frac{|\mu_T \omega(t) - \mu(t)|^2}{\omega(t)[1-\omega(t)]} \quad \text{Equação (7)}$$

O Otsu demonstrou que o limiar ótimo t^* corresponde ao valor de t que maximiza $\sigma_B^2(t)$. Dessa forma, o método busca o ponto de separação no histograma onde a distinção entre objeto e fundo é estatisticamente mais significativa, assim esse processo é repetido para todos os possíveis limiares, até encontrar o valor ótimo. As vantagens metodológicas da aplicação vão desde a automatização o que dispensa intervenção manual, eliminando subjetividade na escolha do limiar até a robustez na distinção das distribuições bimodais (duas classes bem definidas)

3.2.2.3. Definição do período de levantamento

Na pesquisa, foi definido como período de aquisição de imagens a estação seca anual, tendo em vista três fatores principais: a maior disponibilidade e qualidade das

imagens devido à menor cobertura de nuvens, o que reduz falhas na aquisição; a possibilidade de estabelecer um critério sazonal uniforme, permitindo comparações consistentes ao longo da série temporal; e a redução de interferências ambientais, como solos saturados, corpos d'água temporários e vegetação inundada, que poderiam comprometer a análise. Assim, a opção pela estação seca assegurou maior homogeneidade e confiabilidade aos dados utilizados, garantindo padronização e robustez na avaliação temporal.

A definição desse período baseou-se na análise de dados de precipitação históricos, por meio de dados pluviométricos obtidos em estações meteorológicas da Agência Nacional de Águas (ANA) na plataforma HydroWeb (ANA, 2025). Dentre as dezenas de estações localizadas na bacia do Pantanal, apenas duas apresentaram séries históricas longas e adequadas para o período de análise: Amolar (1989-2024) e São Francisco (1993-2024) (Figura 2). Foi realizado o cálculo da média de cada mês para todos os anos, permitindo identificar o período de seca predominante (Figura 6).

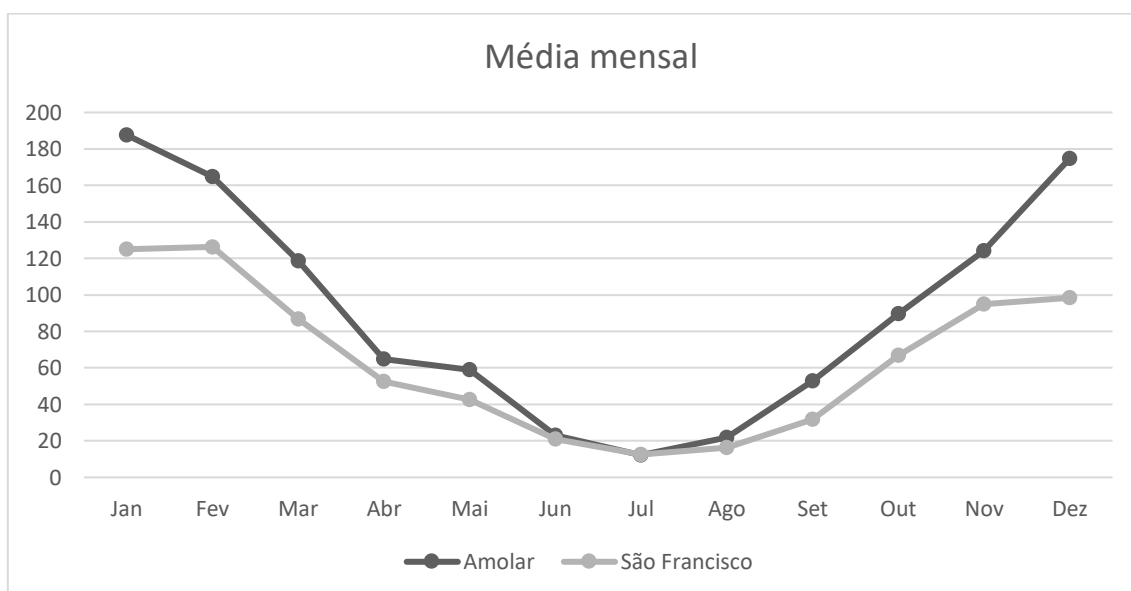


Figura 6 - Média mensal do volume precipitado pelas estações: Amolar (1989-2024) e São Francisco (1993-2024).
Fonte: Os autores

A análise das médias mensais agregadas dessas estações permitiu identificar claramente o regime de chuvas da região, sendo considerado de outubro a março, com picos entre janeiro e fevereiro, enquanto o período seco de abril a setembro, com os

menores volumes pluviométricos registrados entre junho e julho. Diante desse padrão, definiu-se o intervalo de abril a setembro como a janela temporal anual para o levantamento por satélite. No total foram obtidas 119 cenas nesse intervalo sazonal para os 38 anos analisados.

3.2.2.4. Detecção dos corpos d'água ao longo do tempo

Para determinação do quantitativo de área coberta com água na área de estudo foi desenvolvido um *script* no Google Earth Engine (Apêndice I), responsável por automatizar todo o fluxo de processamento da série temporal de imagens. Inicialmente, o *script* realiza a seleção das imagens Landsat de acordo com os critérios temporais e espaciais definidos, seguida da aplicação de filtros de qualidade e remoção de pixels contaminados por nuvens e sombras. Em seguida foi aplicado ajuste por correção geométrica, necessário para a correção de distorções ocorrentes durante o registro das imagens, garantindo que os pixels representem de maneira precisa os valores de área a serem extraídos. Após o levantamento do acervo de imagens (Intervalo de 1986 a 2024) foram identificadas 119 datas com imagens consideradas adequadas para aplicação dos índices espectrais, ou seja, imagens sem problemas radiométricos evidentes e baixa presença de nuvens.

Na sequência, foram calculados os índices espectrais NDWI (*Normalized Difference Water Index*) e MNDWI (*Modified Normalized Difference Water Index*) para cada imagem selecionada. A partir desses produtos, o *script* aplicou um procedimento automático de limiarização por meio do método de Otsu, gerando máscaras binárias de água e não-água.

Com base nas máscaras classificadas, foi então realizado o cálculo da área correspondente à superfície alagada para cada mês considerado (junho a setembro) e para cada ano da série histórica. Com o valor de área alagada mensal obtida no *script*, pode ser calculada a média anual para os meses de seca selecionados na pesquisa. Posteriormente os valores foram dispostos de maneira que fosse feita a construção da série temporal de variação da área alagada ao longo do período de estudo.

Considerando a longa extensão temporal da série e a possibilidade de ocorrência de valores espúrios associados a resíduos de nuvens, sombras, falhas de classificação ou artefatos de segmentação, foi aplicado um procedimento de filtragem estatística com base

no desvio padrão, com o objetivo de aumentar a robustez e a consistência da análise espacial. O desvio padrão (fórmula 8) é uma medida de dispersão que permite identificar valores que se afastam significativamente do comportamento médio de um conjunto de dados, sendo amplamente utilizado para detecção de valores discrepantes (outliers) em séries temporais (Silva & Soares, 2019; Oliveira, 2019).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \quad \text{Equação (8)}$$

Onde:

σ = Desvio Padrão amostral x_i = Valor de cada elemento
 \bar{x} = Média aritmética n = Quantidade de elementos

Nesse estudo, o procedimento foi aplicado de forma independente para cada ano, de modo a identificar e excluir valores mensais de área alagada que se mostrassem estatisticamente incompatíveis com o padrão dos demais meses do mesmo ano. Esse processo de filtragem contribuiu para a redução da influência de erros residuais de classificação e para o aumento da confiabilidade da série temporal utilizada nas análises de tendência e nas correlações com as variáveis meteorológicas.

3.2.2.5. Validação das classificações oriundas do NDWI e MNDWI

Para a validação do melhor índice, ou seja, o que originou o cálculo de área alagada mais fidedigno na série temporal, foram consideradas apenas as cenas que se mantiveram para ambos os índices, no intuito de realizar a comparação da verdade terrestre e classes detectadas como área alagada e solo pelos índices. No total foram utilizadas um quantitativo de 55 imagens coincidentes. Em seguida, os produtos de áreas alagadas correspondentes a cada índice foram somados, gerando mapas de frequência de ocorrência de água. Esses produtos permitem identificar as regiões com maior e menor recorrência de detecção de água para cada índice espectral. A partir desses mapas, foi gerado um raster resultante da diferença entre as máscaras de frequência do NDWI e do MNDWI, possibilitando a identificação espacial das áreas de maior e menor

compatibilidade entre os índices. Esse produto constituiu a base para a etapa subsequente de geração dos elementos amostrais. A definição de elementos amostrais foi realizada pelo método de amostragem sistemática estratificada não-alinhada (*Stratified Systematic Unaligned Sampling*), amplamente utilizado em análises de acurácia de classificações de uso e cobertura da terra (Congalton & Green, 2009).

A execução do método baseia-se em três princípios:

1. Estratificação: O mapa foi dividido em 5 classes (menor para maior compatibilidade) correspondentes por meio do ArcGis Pro, garantindo a representação de todas elas na amostra final (Figura 16).

2. Sistemática: Uma grade regular foi sobreposta à área de estudo, assegurando uma cobertura espacial equilibrada e homogênea dos pontos amostrais.

3. Não-Alinhamento: Dentro de cada célula da grade pertencente a uma classe, a posição exata do ponto foi determinada por um deslocamento aleatório independente nos eixos X e Y. Esta etapa introduz a aleatoriedade necessária para evitar o viés de periodicidade (Aronoff, 1985; Congalton & Green, 2009).

Para o processo de validação, optou-se pela escolha de dois pontos aleatórios por classe (resultando em 10 pontos pelo método estratificado não alinhado, para análise de validação de acurácia de cada imagem de área alagada resultante do índice espectral aplicado). Na pesquisa procurou-se garantir que a aleatoriedade garantisse uma boa distribuição na área de estudo.

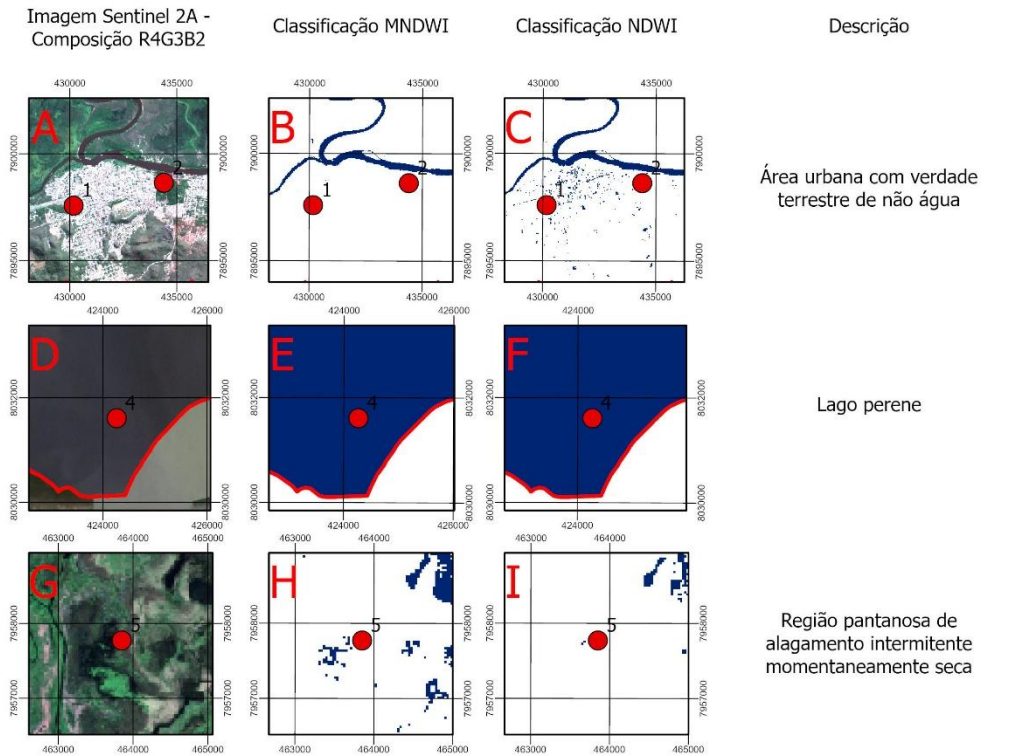
As imagens de datas que permaneceram em comum em ambos índices foram utilizadas para a geração de máscaras de frequência de água, uma para NDWI e outra para MNDWI, resultante da soma das máscaras de água de todas as datas selecionadas. Por seguinte, foi calculada a diferença entre as duas máscaras de frequência, resultando em um *raster* que revela as regiões de concordância e discordância entre os índices.

Este último produto foi reclassificado em 5 classes por meio de um fatiamento pela técnica de intervalos iguais no ArcGis Pro. Finalmente, foram gerados pontos aleatórios estratificados segundo essa reclassificação, sendo dois por classe, resultando em 10 pontos, pelo método estratificado não alinhado, para análise de validação de acurácia de cada índice espectral aplicado. Tal estratégia buscou observar regiões com maior e menor confusão e garantir uma proporcionalidade entre regiões que podem originar maiores

erros de omissão e comissão a partir a aplicação da técnica de limiarização respaldada nos índices espectrais aplicados.

Para a determinação da verdade terrestre, espera-se normalmente se sejam realizadas visitas a campo para observação da verdade terrestre, porém pelo fato de se tratar de uma série histórica foram utilizadas imagens de melhor resolução espacial oriundas do satélite Sentinel-2A, com resolução espacial de 10 metros. Tal estratégia já foi utilizada por diversos trabalhos na literatura (Li & Sheng, 2012; Feyisa, 2014; Yao et al., 2019; Milien, 2023). Foram selecionadas apenas as imagens com baixa defasagem temporal em relação às cenas Landsat analisadas, o que resultou em 7 cenas válidas para o processo de validação. Essas imagens serviram como referência para a comparação entre as máscaras d'água estimadas pelos índices MNDWI e NDWI, após a aplicação do método de limiarização automática de Otsu. Assim, o processo de validação foi realizado para um total de 70 pontos por índice a partir da sequência temporal. Ressalta-se que o satélite Sentinel-2A foi lançado apenas em 2015, o que limita a realização da validação da técnica a partir desse ano. Dessa forma, o processo de validação dos índices espectrais no período de 1986 a 2014 ficou restrito, não sendo possível dispor de imagens de referência de alta resolução espacial para esse intervalo temporal. A Figura 10 (Tópico 4 de resultados) apresenta a distribuição dos elementos amostrais e classes de maior e menor compatibilidade entre as máscaras.

No processo de validação a chave de interpretação seguiu a interpretação visual exemplificada na Figura 7. Importante ressaltar que o Pantanal pode apresentar zonas inundadas e úmidas que são difíceis de distinguir visualmente, o que pode levar a uma maior incerteza nas classificações. Isso deve ser considerado ao interpretar os resultados de validação, especialmente quando se utiliza imagens de baixa resolução espacial ou quando há complexidade nas transições entre classes, como no caso de áreas de água temporária ou vegetação alagada. O uso de imagens com baixa defasagem temporal do Sentinel-2^a (cinco dias) e o Landsat (16 dias) ajuda a minimizar essas distorções, mas a própria natureza dinâmica do Pantanal pode contribuir para uma menor precisão nas classificações.



Exemplos de erros identificados

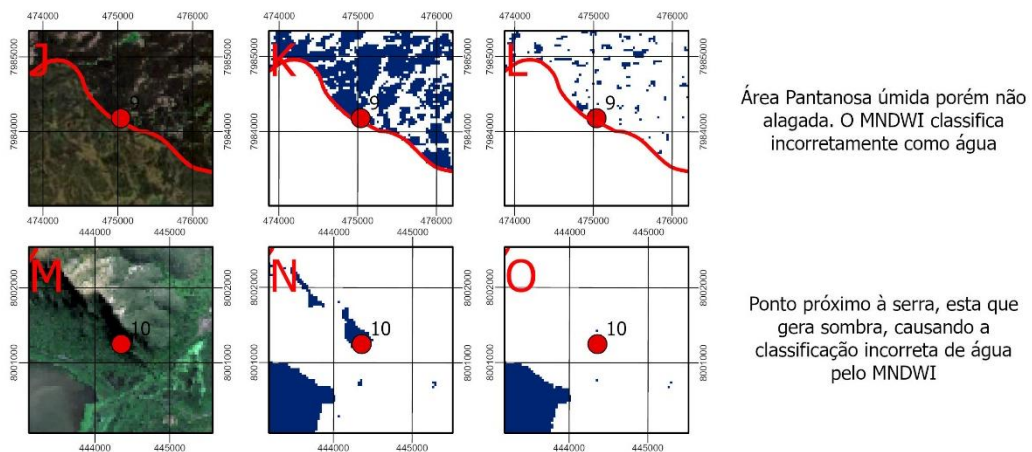


Figura 7 - Ficha de interpretação das classificações

3.2.2.6. Métricas estatística para validação

A Matriz de Confusão (tabela 7) é comumente aplicada em sensoriamento remoto (Karakus, 2025), que verifica a classificação e assegura a sua confiabilidade (Acharki, 2022). São aplicadas séries de cálculos estatísticos como a acurácia global, erros de omissão e comissão, e índice Kappa (Lillesand et al., 2008).

Tabela 6 - Esquema da Matriz de Confusão

	Referência A	Referência B	Total
Classificado A	VP (Verdadeiro Positivo)	FP (Falso Positivo)	VP + FP
Classificado B	FN (Falso Negativo)	VN (Verdadeiro Negativo)	FN + VN
Total	VP + FN	FP + VN	N

Em Congalton (1991), é detalhado a série de cálculos abordados para este tipo de análise, sendo importante a compreensão dos resultados para uma interpretação adequada. A acurácia global (P0 ou Acurácia observada ou índice global) (Tabela 7 – item 9 se refere à proporção de classificações corretas.

Os erros de omissão (Tabela 7 – item 10) à quantidade de elementos reais classificados de maneira incorreta, por exemplo: pixel é representante de água, mas foi classificado incorretamente como não-água. O erro de comissão (Tabela 7 – item 11) é quando um elemento que foi classificado não corresponde à referência real, por exemplo: pixel classificado como água, mas na realidade ele representa não-água.

O Índice Kappa (Tabela 7 – item 12) mede a concordância entre a classificação e a referência, o cálculo conta com os elementos de Acurácia Global (P0), que representa a proporção de pixels corretamente classificados em relação ao total de pixels amostrais, e a Probabilidade esperada de concordância ao acaso (Pe), que é a probabilidade de que o classificador e a referência concordem por puro acaso, assumindo independência entre as classificações (Tabela 7 – item 13). Os valores do Índice Kappa variam de negativos até 1, onde $K = 0$ a concordância é igual ao acaso, $K = 1$ a concordância é perfeita e $K < 0$ ocorre discordância.

Essas métricas são fundamentais para medir a eficiência dos índices espectrais em classificar as áreas alagadas e o solo, fornecendo uma quantificação objetiva da qualidade da classificação realizada e permitindo comparações entre diferentes índices e períodos temporais. As métricas Kappa e global ajudam a definir o nível de confiabilidade do modelo de classificação e fornecem uma base sólida para ajustes ou melhorias nos métodos de extração de dados hidrológicos

Tabela 7 - Relação das equações utilizadas na Matriz de Erros e suas referências

<i>N°</i>	<i>Equação</i>	<i>Referência</i>
9	$\text{Índice Global} = \frac{VP + VN}{N}$	Congalton (1991)
10	$\text{Erro de Omissão} = \frac{FN}{VP + FN}$	Congalton (1991)
11	$\text{Erro de Comissão} = \frac{FP}{VP + FP}$	Story & Congalton (1986)
12	$K = \frac{P0 - Pe}{1 - Pe}$	Cohen (1960); Congalton et al. (1983)
13	$Pe = \left(\frac{(VP + FP) \times (VP + FN)}{N} \right) + \left(\frac{(FN + VN) \times (FP + VN)}{N} \right)$	Congalton (1991)

Posterior a validação o estudo também fez uma comparação com a série histórica oriunda do projeto MapBiomias (2023), no intuito de avaliar os resultados obtidos pela técnica de classificação adotada nessa pesquisa. A escolha deste produto para comparação se deve ao fato de ser o projeto que demonstrou a melhor qualidade de dados dentro do mesmo período de análise proposta no presente estudo, além de apresentar metodologia semelhante ao se considerar o uso de imagens multiespectrais temporais de média resolução espacial.

3.2.2.7. Análise da relação entre área alagada e variáveis meteorológicas

Inicialmente, foi realizada uma análise espacial exploratória da distribuição da superfície alagada ao longo do período de estudo, com o objetivo de identificar padrões espaciais e temporais, bem como tendências regionais e interanuais de expansão ou retração do espelho d'água.

Em seguida, a relação entre a área alagada e as variáveis meteorológicas foi investigada por meio de análises estatísticas bivariadas e multivariadas. A análise por séries históricas consistiu em relacionar a média anual da área alagada com as variáveis de precipitação, temperatura e evapotranspiração, permitindo uma avaliação preliminar dos padrões de variação conjunta. Essas relações foram inicialmente exploradas por meio de gráficos de dispersão com linhas de tendência.

Posteriormente, aplicou-se análise por meio do Coeficiente de Correlação de Pearson (r) entre cada variável meteorológica e a área inundada, procedimento amplamente empregado em estudos ambientais para investigação de dependências estatísticas entre variáveis hidroclimáticas (Tian, Gao e Zhao, 2023). O Coeficiente r quantifica a direção e intensidade da relação linear entre duas variáveis, assumindo valores entre -1 e $+1$ (Martins, 2014). Complementarmente, calculou-se o Coeficiente de Determinação (R^2), obtido pelo quadrado de r , que representa a proporção da variância da variável dependente explicada pela variável independente (Lira & Neto, 2006). Quando expresso em porcentagem, $R^2 \times 100$ indica o percentual da variação em y que é estatisticamente explicado pela variação em x .

Para testar a significância estatística do coeficiente de correlação, aplicou-se teste de hipóteses utilizando as estatísticas t de *Student* e valor p (p -value). O teste t avalia se o coeficiente r observado difere significativamente de zero, calculando uma estatística que compara a magnitude da correlação com a variabilidade amostral (Wherry, 1984). O valor p , por sua vez, quantifica a probabilidade de se obter uma correlação tão forte quanto a observada, assumindo a hipótese nula de que não existe relação linear entre as variáveis (Ferreira & Patino, 2015). Adotou-se o nível de significância $\alpha = 0,05$ como critério de decisão, sendo que valores de $p < 0,05$ indicam evidência suficiente para rejeitar a hipótese nula, ou seja, a correlação é estatisticamente significativa, enquanto valores de $p \geq 0,05$ sugerem que a associação observada pode ser atribuível ao acaso amostral.

Com o objetivo de investigar de forma integrada as relações entre as variáveis consideradas (área alagada, precipitação, temperatura e evapotranspiração), foi realizada uma Análise de Componentes Principais (PCA), conforme proposto por Munyati (2004) em contextos ambientais similares. Essa técnica multivariada permite reduzir a dimensionalidade do conjunto de dados e identificar os principais padrões de covariância entre as variáveis (Varella, 2008). Esses componentes são combinações lineares ortogonais das variáveis originais, ordenados de forma que o primeiro componente (PC1)

explique a maior parcela possível da variância total dos dados, o segundo componente (PC2) explique a máxima variância restante não capturada pelo PC1, e assim sucessivamente (Jolliffe, 2002; Varela, 2008).

A análise gera dois conjuntos de resultados fundamentais: os loadings (carregamentos), que representam a contribuição de cada variável original para cada componente, e os scores (escores), que indicam a posição de cada observação (ano) no espaço multidimensional definido pelos componentes (Jolliffe, 2002). A interpretação conjunta desses elementos no gráfico de distribuição permite identificar padrões de associação entre variáveis e caracterizar grupos ou tendências temporais entre as observações.

O objetivo final dessas análises é avaliar em que medida as variáveis meteorológicas explicam a variabilidade observada na área alagada no Pantanal, bem como identificar a possível influência de outros fatores não explicitamente considerados neste estudo, tais como mudanças no uso e cobertura do solo e variações na vazão dos rios. Os resultados obtidos, em conjunto com evidências consolidadas na literatura sobre a dinâmica hidrológica do Pantanal, subsidiam interpretações mais robustas sobre os controles climáticos e ambientais da dinâmica hídrica do bioma.

Ressalta-se que as análises de correlação e a Análise de Componentes Principais foram realizadas considerando as séries temporais sem a introdução explícita de defasagens temporais (*lag*) entre as variáveis meteorológicas e a resposta hidrológica em área alagada. Essa escolha metodológica implica uma simplificação do comportamento hidrológico do sistema, uma vez que, em ambientes complexos como o Pantanal, a resposta da superfície inundada à precipitação e a outros fatores climáticos podem ocorrer de forma retardada e espacialmente distribuída, em função de processos de armazenamento, propagação de cheias e conectividade hidrológica (Macedo et al., 2021; Bergier & Assine, 2022). Assim, os resultados obtidos devem ser interpretados como uma avaliação exploratória de relações contemporâneas, e não como uma caracterização completa das relações causais entre clima e dinâmica de inundação.

4. Resultados

4.1. Artigo

DIAS, Lucas da Silva; CICERELLI, Rejane Ennes; PESSOA, Guilherme Gomes; GARNIER, Jeremie; ALMEIDA, Tati de. RELAÇÃO ENTRE VOLUME DE CHUVA E ÁREA DE LAGOS DE BACIAS ENDORREICAS UTILIZANDO GEOPROCESSAMENTO: ESTUDO DE CASO DO LAGO CHUNGARÁ. *Caminhos de Geografia*, Uberlândia, v. 26, n. 105, p. 130–144, 2025. DOI: 10.14393/RCG2610575798. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/75798>.

RELAÇÃO ENTRE VOLUME DE CHUVA E ÁREA DE LAGOS DE BACIAS ENDORREICAS UTILIZANDO GEOPROCESSAMENTO: ESTUDO DE CASO DO LAGO CHUNGARÁ

Lucas da Silva Dias

Universidade de Brasília, Instituto de Geociências, Brasília, DF, Brasil
dasilvadiaslucas@gmail.com

Rejane Ennes Cicerelli

Universidade de Brasília, Instituto de Geociências, Brasília, DF, Brasil
rejaneig@unb.br

Guilherme Gomes Pessoa

Universidade de Brasília, Instituto de Geociências, Brasília, DF, Brasil
guilherme.pessoa@unb.br

Jeremie Garnier

Universidade de Brasília, Instituto de Geociências, Brasília, DF, Brasil
garnier@unb.br

Tati de Almeida

Universidade de Brasília, Instituto de Geociências, Brasília, DF, Brasil
tati_almeida@unb.br

RESUMO

As mudanças climáticas têm sido foco de diversas pesquisas, nas quais o Sensoriamento Remoto (SR) tem se destacado no monitoramento ambiental, impulsionado por ferramentas como o Google Earth Engine (GEE). Neste trabalho, foram determinados os valores da área superficial do Lago Chungará ao longo de 38 anos, correlacionando-os com dados de precipitação anual. O processamento foi realizado por meio de técnicas de SR implementadas no GEE. Os resultados indicam redução da área do lago entre 1986 e 2023 com cerca de 13%, acompanhando a diminuição do regime de chuvas anuais em quase 80%. A correlação geral entre precipitação e área foi significativa ($R^2 = 0,7986$), com destaque para os períodos de 1996-2001 ($R^2 = 0,9756$) e 2001-2009 ($R^2 = 0,8917$). Anomalias em 2017 e 2022 impactaram negativamente o valor de R^2 mais recente (2013-2023), que passou de 0,5222 para 0,8808 com a remoção desses anos, sugerindo possíveis influências externas como ação antrópica ou processos naturais adicionais, tais como antropização da região, recarga de reservatórios subterrâneos, influência do degelo etc. É enfatizada a importância do estudo do impacto das mudanças climáticas em diferentes escalas, além da praticidade de novas tecnologias auxiliando de maneira eficaz as pesquisas.

Palavras-chave: Google Earth Engine. NDWI. Detecção de corpo hídrico. Pluviometria.

RELATIONSHIP BETWEEN RAINFALL AND LAKE AREA IN ENDORHEIC BASINS USING GEOPROCESSING: A CASE STUDY OF CHUNGARÁ LAKE

ABSTRACT

Climate change has been the focus of several research projects, in which Remote Sensing (RS) has stood out in environmental monitoring, driven by tools such as Google Earth Engine (GEE). In this study, the surface area of Lake Chungará over 38 years was determined and correlated with annual precipitation data. Processing was carried out using SR techniques implemented in GEE. The results indicate a reduction in the area of the lake between 1986 and 2023 of around 13%, in line with a decrease in annual rainfall of almost 80%. The overall correlation between rainfall and area was significant ($R^2 = 0.7986$), with the periods 1996-2001 ($R^2 = 0.9756$) and 2001-2009 ($R^2 = 0.8917$) standing out. Anomalies in 2017 and 2022 negatively impacted the most recent R^2 value (2013-2023), which went from 0.5222 to 0.8808 with the removal of these years, suggesting possible external influences such as anthropogenic action or additional natural processes, such as anthropization of the region, recharge of underground reservoirs, influence of thaw, etc. The importance of studying the impact of climate change on different scales is emphasized, as well as the practicality of new technologies effectively aiding research.

Keywords: Google Earth Engine. NDWI. Water body detection. Pluviometry.

INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, a comunidade científica tem expressado crescente preocupação com as variações climáticas que afetam, de maneiras diversas, regiões ao redor do mundo. Eventos climáticos extremos estão se tornando mais frequentes e intensos, atingindo áreas cada vez maiores (Meseguer-Ruiz et al., 2023). Entre exemplos recentes, destacam-se os menores registros de chuvas no período entre julho e setembro de 2023 nos últimos 40 anos em oito estados do Brasil, o nível recorde mais baixo do Rio Negro, em Manaus, incêndios devastadores no Canadá entre abril e setembro de 2023 e chuvas extremas que causaram enchentes e colapsos de barragens na Líbia (*World Meteorological Organization*, 2023).

Dentro desse cenário, a região dos altiplanos chilenos tem enfrentado secas intensas e prolongadas (Meseguer-Ruiz et al., 2023). Estudos entre os anos de 1965 e 2012 apontam um aumento da temperatura de 0,12 °C a 0,25 °C por década (Seiler et al., 2013; López-Moreno et al., 2015), tais mudanças têm alterado o regime pluviométrico da região. Esses padrões climáticos têm provocado secas mais prolongadas e chuvas concentradas que aumentam a probabilidade de inundações (Fuentelba et al., 2021). A relação entre as mudanças climáticas e seus impactos nos regimes hídricos da região é amplamente documentada por diversos autores (Quintana; Aceituno, 2012; Masiokas et al., 2016; Bolsier et al., 2018), sendo a interferência humana um fator crucial (Vera; Díaz, 2015).

Especificamente no Chile, Serrano-Nativoli et al. (2021) identificaram alta frequência de eventos de seca extrema no final do século XX e início do século XXI, com destaque para a "Mega Seca". Esse fenômeno, caracterizado pela escassez prolongada de chuvas na região centro-sul do país,

durou dez anos. A "Mega Seca" ocorreu durante a década mais quente já registrada no Chile, intensificada pelo aumento das queimadas (González et al., 2018).

Um dos impactos diretos da alteração do regime de chuvas, combinado com o aumento da frequência e intensidade das secas, é a redução da área superficial de lagos. Fuentealba et al. (2021) aponta que os lagos chilenos tiveram uma redução de 7% a 25% em decorrência da Mega seca entre 2010-2020, corroborando com o gradiente de chuvas registradas durante o mesmo período no país. Em outro estudo, Dorador et al. (2003) relatam um aumento da temperatura anual de 1,2 °C e uma redução de 6,58% na área superficial do Lago Chungará entre os anos de 1986-1987 e 1998-1999, corroborando com os demais estudos que apontam para as mudanças climáticas e seus reflexos na região dos altiplanos chilenos.

Concomitante à redução da disponibilidade hídrica, conforme demonstrado por diversos estudos que apontam a tendência de diminuição das áreas superficiais dos lagos (Dorador et al., 2003; Satgé, 2017) há um aumento da demanda por esse recurso devido à crescente necessidade dos serviços ecossistêmicos que as bacias hidrográficas oferecem, como abastecimento de água, regulação climática e manutenção da biodiversidade. No caso dos altiplanos chilenos, além dos serviços ecossistêmicos, destaca-se também a presença de atividades de mineração, que são altamente dependentes de recursos hídricos. Esse contexto se torna ainda mais crítico em estudos que buscam modelar a disponibilidade futura de água, como o trabalho de Bozkurt et al. (2018), que prevê uma redução de até 40% na precipitação média anual para a segunda metade do século XXI, podendo resultar no aumento da população global afetada por esses eventos (Spinoni et al., 2021; 2018a).

O cenário de aumento da temperatura, agravamento dos eventos de secas e a crescente demanda por água torna imprescindível a adoção de estratégias específicas para gerenciamento de recursos hídricos. Nesse contexto, e em razão de maior variabilidade climática ao longo do território e em escalas anuais e interanuais (Meseguer-Ruiz et al., 2023), a região dos Altiplanos chilenos configura uma área de alto risco sob qualquer cenário de mudança climática projetado.

O gerenciamento de recursos hídricos perpassa pelo conhecimento das regiões de interesse, de sua ocupação, do regime pluviométrico e outros fatores ambientais. As principais fontes de informações para esse tipo de análise são obtidas por meio de sensoriamento remoto. No entanto, um dos maiores desafios nesse campo é o processamento de grandes volumes de dados, especialmente em aplicações que requerem o monitoramento contínuo de fenômenos ao longo de vários anos. Para superar as limitações das análises multitemporais, a *Google* desenvolveu a plataforma *Google Earth Engine* (GEE) (Gorelick et al., 2016), que vem sendo amplamente utilizada em pesquisas ambientais. O GEE oferece acesso a um vasto catálogo de imagens de satélite, como as da série *Landsat TM*, além de disponibilizar ferramentas e algoritmos avançados para análise de dados de sensoriamento remoto, facilitando significativamente o processamento e a análise de grandes conjuntos de dados.

Diante do contexto de crise climática, este estudo visa analisar a dinâmica da variabilidade climática e seu impacto sobre o Lago Chungará, especificamente em relação à variação das

chuvas e a área do lago ao longo dos últimos 38 anos. O objetivo principal é investigar a correlação entre os dados pluviométricos e a área superficial do lago, utilizando dados satelitais e informações de sensores pluviométricos. Através dessa análise, buscamos contribuir para a compreensão das implicações das mudanças climáticas na disponibilidade hídrica da região, além de oferecer subsídios para o desenvolvimento de estratégias de manejo sustentável dos recursos hídricos no altiplano chileno.

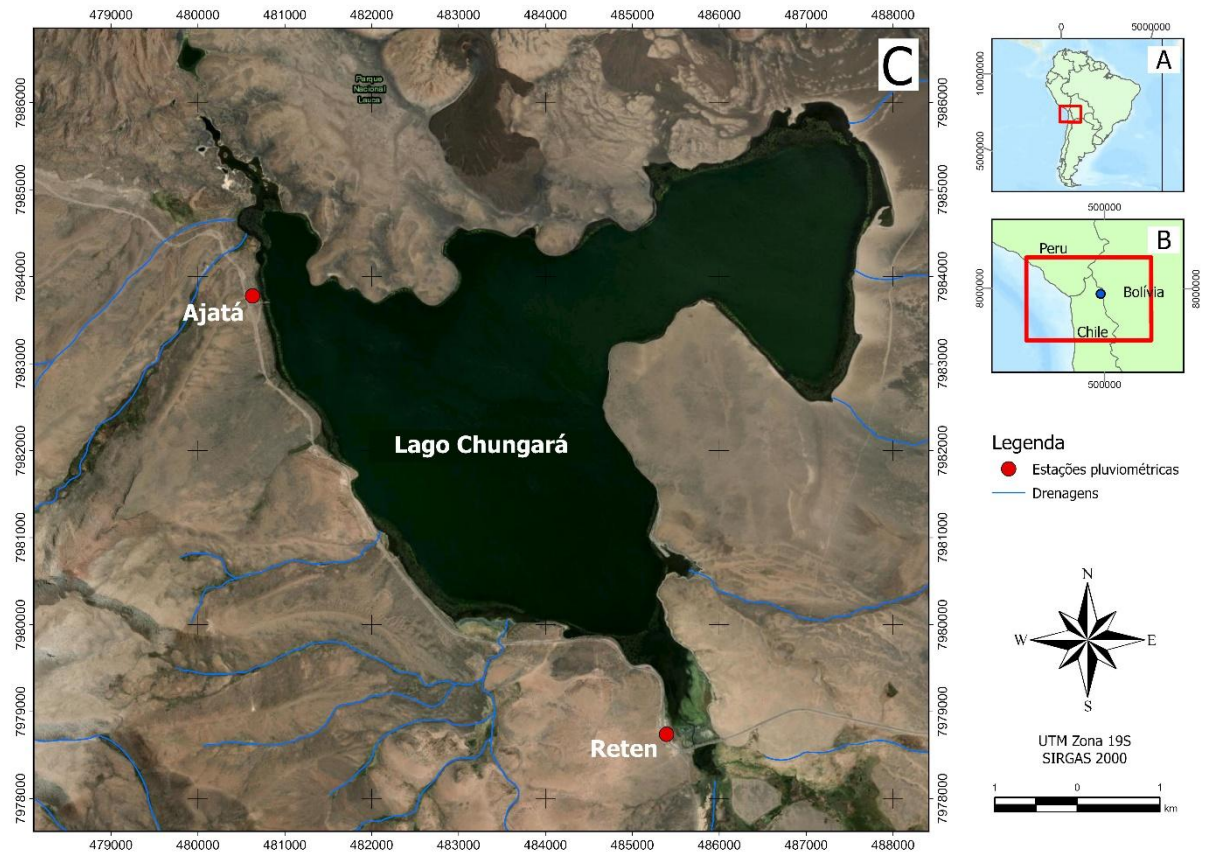
ÁREA DE ESTUDO

O Altiplano sul-americano é um platô localizado nos Andes centrais, abrangendo territórios de países como Chile, Argentina, Bolívia e Peru, com altitudes que superam 3000 m (Espinoza; Aravena, 2015). O altiplano chileno representa a porção desse platô que se encontra dentro do território do Chile. Essa região é caracterizada por lagos e lagunas de comportamento endorreico, localizados em depressões tectônicas preenchidas por sedimentos clásticos e evaporíticos (Valdivielso et al., 2022).

As precipitações nos Andes centrais apresentam características sazonais, influenciadas por um regime regional de circulação de monções durante o verão (Zhou; Lau, 1998). As massas de ar, originárias do Oceano Atlântico, são transportadas pelos ventos alísios através da Bacia do Amazonas, resultando em precipitações do tipo convectiva (Aravena et al., 1989; 1999a), que representam até 80% das chuvas anuais no verão austral (dezembro a março) (Valdivielso et al., 2022).

O Lago Chungará (18°14'33"S, 69°09'09"O) (figura 1) está localizado na porção mais elevada do Altiplano, a 4.520 metros, no extremo oeste da bacia fluviolacustre dos Altiplanos sul-americanos. Este lago situa-se no centro de uma sub-bacia hidrológica fechada, na borda nordeste da Bacia de Lauca, datada do Cenozoico (Moreno et al., 2007). O Lago Chungará foi escolhido para este estudo por não apresentar intensa interferência antrópica, o que permite refletir com fidelidade a relação entre as chuvas e os valores da área do lago a serem identificados. Além disso, a proximidade de estações pluviométricas, que possuem dados desde a década de 1980, contribui para a análise.

Figura 1 - Mapa de localização do Lago Chungará

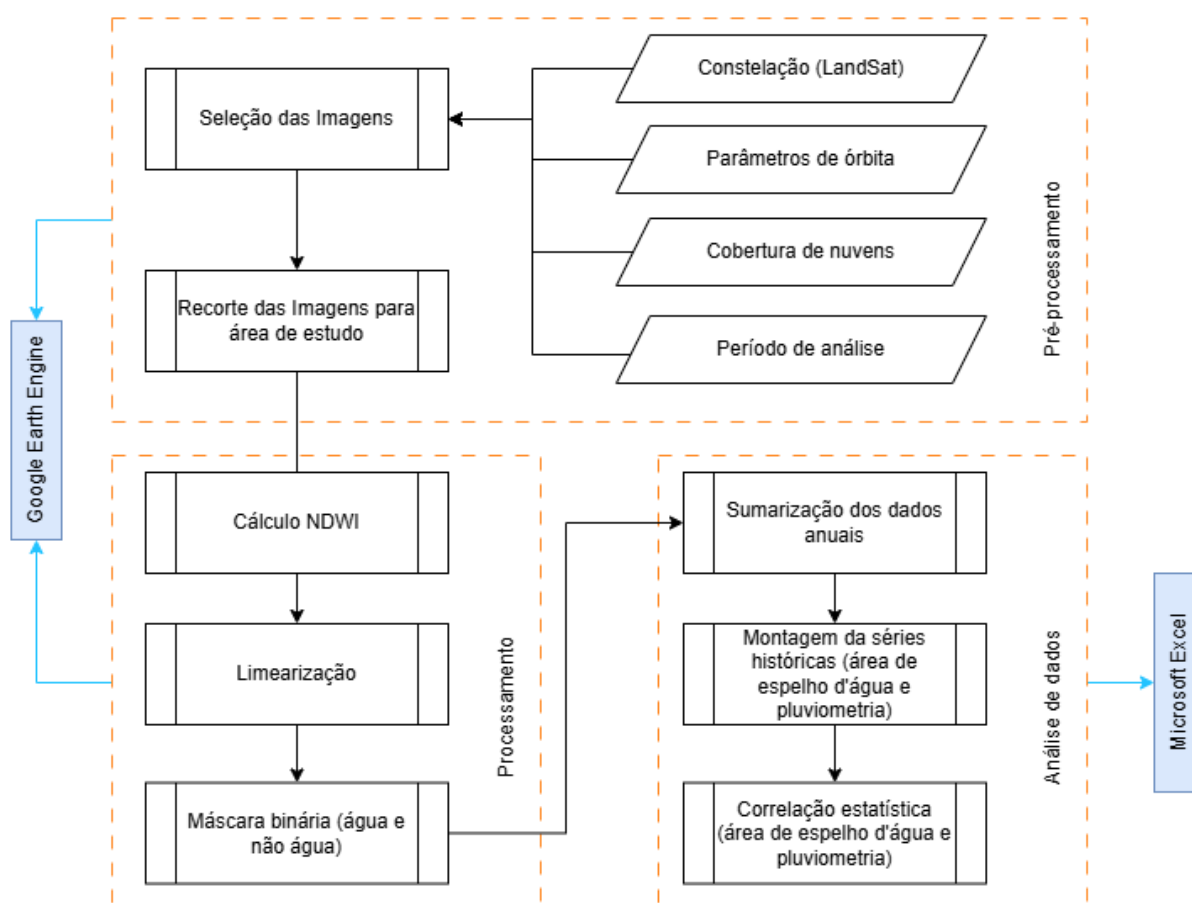


Fonte: Os autores, 2024.

METODOLOGIA

O fluxograma (Figura 2) do estudo é dividido em três fases principais, sendo elas: I - pré-processamento e preparação dos dados; II - Classificação dos pixels de água e determinação da área superficial do lago; e III - análise estatística da correlação entre o volume de chuvas e a variação da área superficial do lago. As etapas I e II do método são desenvolvidas por meio da aplicação de ferramentas disponíveis na plataforma GEE, enquanto a etapa III é desenvolvida por meio de ferramentas disponíveis no software *Microsoft Excel (Office 365 A1 for students.)*. O emprego da plataforma GEE permite a realização de processamento em nuvem, eliminando a necessidade de hardwares potentes para armazenamento e processamento.

Figura 2 - Fluxograma esquemático dos procedimentos aplicados.



Fonte: Os autores, 2024.

Pré-processamento e preparação dos dados

O procedimento executado nessa fase é passível de ser realizado em qualquer software com capacidade para operar sobre dados *raster*, no entanto, nesse estudo optou-se por realizar o procedimento por meio de ferramentas disponíveis na plataforma GEE. Em razão do volume de dados e da grande extensão de cobertura das imagens de satélite, as imagens selecionadas foram submetidas a um processo de recorte, visando manter apenas a região de interesse. A

região selecionada extrapola a região do espelho d'água do Lago Chungará e o mesmo polígono de recorte foi considerado para todas as imagens, independentemente das variações da área superficial do lago.

Detecção da área de superfície

A etapa II considera a aplicação dos seguintes procedimentos:

- a – Aplicação da fórmula NDWI;
- b – Definição do limiar;
- c – Cálculo e obtenção dos valores de área classificada como água.

Para cada imagem selecionada durante a fase de pré-processamento, foi aplicada a equação (1) do Índice de Diferença Normalizada de Água (NDWI), a fim de possibilitar a detecção dos pixels de água a partir do uso das bandas do infravermelho próximo (NIR) e do verde. O índice utilizado foi desenvolvido por McFeeters (1996), tendo como princípio a curva de assinatura espectral da água, a qual apresenta um intervalo restrito de reflectância, com o verde (0,498-0,530 μm) apresentando maior valor no espectro eletromagnético, enquanto o NIR (0,76-1,2 μm) é caracterizado por maior absorção da água e reflectância do solo e vegetação.

$$NDWI = \frac{Verde - NIR}{Verde + NIR} \quad (1)$$

Com o cálculo realizado sobre a área de interesse, o resultado é uma imagem composta por pixels com valores variando de 1 a -1. Em geral, valores positivos indicam a superfície em que a água foi identificada; no entanto, esse conceito não se aplica a todas as imagens, sendo necessário que o intérprete determine os intervalos que representem a superfície d'água.

O programa executa as operações requisitadas, resultando, em algumas situações, em imagens que subestimam a extensão real das áreas dos alvos. Isso pode ocorrer devido a fatores como margens rasas ou a presença de vegetação aquática (Satgé et al., 2017). Logo é necessário fazer um ajuste do limiar, ou seja, o valor mínimo de cada pixel resultante no cálculo do NDWI que será classificado como água.

O procedimento para a definição do limiar consistiu em comparar a área classificada como água por meio do NDWI com imagens compostas por bandas combinadas (infravermelho de ondas curtas, infravermelho próximo e vermelho). As imagens resultantes se aproximam das cores que o olho humano geralmente identifica, assim fica possível identificar os limites das margens cobertas por água e comparar se o alcance é o mesmo na imagem produzida pelo processamento do NDWI. Foram medidos vários valores até que se identificasse o que se apresentava mais satisfatório, em que cada valor testado foi aplicado em cada imagem que seria processada nos anos de 1986 a 1990, totalizando 89 imagens testadas. Identificado o valor, foi

adotado o mesmo para as imagens seguintes, sendo o limiar de -0,035 considerado como o mais adequado.

Definido o valor de limiar, a imagem da máscara representa de forma satisfatória a porção que compreende o espelho d'água, então é chamada a função que retorna o valor da área de interesse em km². Cada pixel que possuía o valor a partir do limiar definido, era contado para que fosse feita uma soma de suas áreas, visto que todo pixel representa o mesmo valor de área imageada, basta então que seja feita a conversão dos valores para km² após a obtenção da soma total.

Análise estatística da correlação entre o volume de chuvas e a área superficial do lago

A terceira etapa do método considera a análise comparativa entre os valores da média da área da superfície do Lago Chungará e os valores pluviométricos anotados para a região de estudo. Embora seja possível a obtenção de um valor de área superficial para cada imagem utilizada no estudo, optou-se por considerar os valores anualizados, a fim de padronizar o estudo, visto que cada ano do período analisado pode ter maior ou menor quantidade de imagens disponíveis. Há também a limitação na obtenção de imagens em períodos chuvosos, pois quando aplicado o filtro de nuvens, as imagens que cobrem o período de chuvas são automaticamente excluídas. Logo haveria situações em que medidas de chuvas não poderiam ser comparadas com nenhuma imagem no mesmo período.

Assim, o primeiro parâmetro é calculado pela média aritmética de todos os valores obtidos de área da superfície de espelho d'água em cada ano, enquanto o segundo é obtido pela soma dos valores registrados pela estação Ajatá e, para preencher lacunas e valores discrepantes, a estação Reten. Nessa fase o foco é analisar o comportamento da variação desses dois parâmetros e identificar possíveis anomalias.

A comparação foi realizada em gráficos de dispersão, aplicando a reta de regressão simples e observando o quanto as variáveis estavam correlacionadas, podendo informar se o lago poderia funcionar como uma espécie de “pluviômetro natural.” Esse tipo de análise estatística foi aplicado em diferentes escalas temporais, mais precisamente em períodos específicos em que foram identificados ciclos de acréscimo e decréscimo do volume de chuvas, e, se necessário, em datas antes e depois de 2012, a fim de identificar em quais períodos houve maior ou menor correlação e realizar as interpretações.

CONJUNTO DE DADOS EXPLORADOS

Satélites

As imagens utilizadas neste estudo são oriundas das missões *Landsat*, amplamente reconhecidas na literatura por sua extensa cobertura global e pela capacidade de criar uma série histórica de imagens do território terrestre (Wulder et al., 2012; Masek et al., 2006). As missões consideradas incluem o *Landsat 5 TM*, que operou de 1986 a 2011 (Chander et al., 2009); o

Landsat 7 ETM+, lançado em 1999 (USGS, 2015); o *Landsat 8* OLI/TIRS, iniciado em 2013 (USGS, 2015); e o *Landsat 9* OLI-2/TIRS-2, que começou a operar em 2021 (USGS, 2022). Essas missões oferecem bandas espectrais que abrangem uma vasta porção do espectro eletromagnético, sendo apenas duas bandas essenciais para o processamento deste estudo: o Verde e o Infravermelho Próximo.

O *Landsat 5* TM, lançado em 1984, possui uma resolução espacial de 30 metros e uma resolução radiométrica de 8 bits, com sete bandas espectrais, incluindo o infravermelho próximo e duas bandas de infravermelho de ondas curtas (Chander et al., 2009). Essa missão foi pioneira em fornecer dados que permitiram análises detalhadas da superfície terrestre. O *Landsat 7* ETM+, introduzido em 1999, trouxe melhorias significativas, como a adição de uma banda pancromática com resolução de 15 metros (USGS, 2015). No entanto, a partir de 2003, este satélite apresentou cortes nas imagens devido a uma falha no corretor de linha do scanner (SLC), o que limitou a qualidade dos produtos (USGS 2015).

Com o lançamento do *Landsat 8* OLI/TIRS em 2013, houve uma nova era na captura de imagens de satélite. Este satélite mantém uma resolução espacial de 30 metros, mas aprimora a resolução radiométrica para 12 bits, permitindo a captura de imagens mais detalhadas e precisas (USGS, 2015). O sensor OLI possui nove bandas espectrais, incluindo a pancromática, com as bandas de interesse para este estudo sendo as correspondentes ao Verde e ao Infravermelho Próximo.

Finalmente, o *Landsat 9* OLI-2/TIRS-2, lançado em 2021, introduziu melhorias adicionais nos instrumentos OLI e TIRS, elevando a resolução radiométrica para 14 bits (USGS, 2022). Essa atualização permite ao sensor diferenciar mais de 16 mil tons de cinza, proporcionando uma discretização mais sutil de características da superfície terrestre. A disposição das bandas é similar à do *Landsat 8*, com uma resolução espacial de 15 metros para a banda pancromática.

Dados pluviométricos

Os dados pluviométricos (Tabela 1) utilizados foram obtidos no Centro de Ciência do Clima e Resiliência ((CR)², centro chileno que disponibiliza ferramenta de visualização de dados climáticos. O (CR)² disponibiliza dados de 816 estações de precipitação acumulada diária e 1145 estações de precipitação acumulada mensal, entre estações de coleta de dados in situ e remotos, compreendendo registros entre os anos de 1930 até os dias atuais. Especificamente para este trabalho foram considerados dados de precipitação coletados pela estação de Chungará Ajata, borda nordeste do Lago Chungará. Dessa estação, são registrados valores de precipitação levantados desde 1983 até o ano de 2023. Para a complementação de dados faltantes ou que apresentaram discordância sequencial, os dados da estação localizada na porção sul do lago, Chungará Reten, também foram incluídos. Para melhor avaliação, os valores também foram dispostos em um gráfico (figura 3).

Tabela 1 - Valores de precipitação anual levantados.

Ano	Volume precipitado (mm)	Ano	Volume precipitado (mm)
1986	460,0	2005	419,0
1987	350,0	2006	429,6
1988	384,3	2007	264,0
1989	326,8	2008	247,5
1990	280,5	2009	148,0
1991	312,2	2010	199,0
1992	196,6	2011	250,0
1993	395,6	2012	-
1994	299,9	2013	496,9
1995	175,1	2014	167,0
1996	226,0	2015	215,7
1997	454,5	2016	128,0
1998	247,8	2017	294,6
1999	438,0	2018	414,0
2000	309,6	2019	325,2
2001	642,3	2020	266,3
2002	435,3	2021	108,0
2003	276,3	2022	30,2
2004	412,0	2023	93,3

Fonte: Centro de Ciência do Clima e Resiliência ((CR)². Elaboração: Os autores, 2024.

RESULTADOS

Na seção de resultados estão apresentados os resultados da etapa II e III do método, pois a etapa I consistiu apenas de pré-processamento.

Detecção dos pixels de água e determinação da área superficial do lago

A fase de processamento de imagens e determinação da área de superfície resultaram em 331 valores (Tabela 2). Os anos em que mais de dois satélites foram usados apresentaram maior quantidade de dados. Em 2022 e 2023, o *Landsat* 9 forneceu dados complementares, pois o *Landsat* 8 não registrou imagens para o processamento ou gerou valores discrepantes. O ano de 2012 foi excluído por falta de imagens.

Os dados foram organizados no *Microsoft Excel* de tal forma que fossem realizados os cálculos de média anual da área de superfície do espelho d'água do Lago Chungará, podendo organizar esses valores em um gráfico (figura 4). Os dados de média anual da área superficial posteriormente foram comparados com os dados pluviométricos, com vistas a gerar as análises estatísticas exploradas na etapa III do estudo.

A partir do gráfico (figura 4) é possível notar que em geral há uma alternância de um ano para outro, variando para menor ou maior valor da média de área de superfície, destacando novamente esse comportamento durante o período que compreende os anos de 1996 a 2001. Ao observar a série histórica como um todo, é notável a presença de um comportamento aproximadamente decenal da diminuição da área. Essas mesmas características foram encontradas ao analisar o gráfico de precipitação anual, sinalizando que existe uma harmonia entre os dois fenômenos.

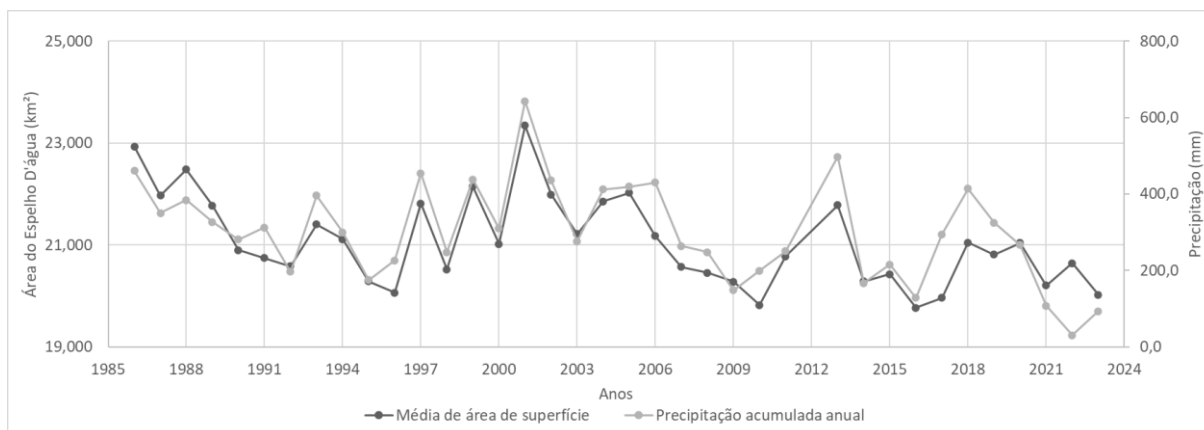
Tabela 2 - Quantidade de valores levantados por ano da área do espelho d'água do Lago Chungará.

Ano	Missões	Quantidade de valores	Média Anual (km ²)	Ano	Missões	Quantidade de valores	Média Anual (km ²)
1986	Landsat 5	8	22,929	2005	Landsat 5	15	22,022
1987	Landsat 5	10	21,970	2006	Landsat 5	9	21,176
1988	Landsat 5	11	22,477	2007	Landsat 5	9	20,570
1989	Landsat 5	10	21,773	2008	Landsat 5	10	20,451
1990	Landsat 5	10	20,901	2009	Landsat 5	7	20,280
1991	Landsat 5	15	20,743	2010	Landsat 5	7	19,819
1992	Landsat 5	10	20,581	2011	Landsat 5	4	20,775
1993	Landsat 5	11	21,401	2012	Nenhuma	-	-
1994	Landsat 5	9	21,111	2013	Landsat 8	5	21,777
1995	Landsat 5	13	20,282	2014	Landsat 8	11	20,283
1996	Landsat 5	13	20,063	2015	Landsat 8	12	20,428
1997	Landsat 5	7	21,817	2016	Landsat 8	9	19,769
1998	Landsat 5	8	20,519	2017	Landsat 8	12	19,960
1999	Landsat 5	4	22,141	2018	Landsat 8	8	21,045
2000	Landsat 5	15	21,021	2019	Landsat 8	13	20,809
2001	Landsat 5	10	23,340	2020	Landsat 8	13	21,036
2002	Landsat 5	2	21,988	2021	Landsat 8	12	20,203
	Landsat 7	11					

2003	Landsat 5	8	21,211	2022	Landsat 8	16	20,644
					Landsat 9	15	
2004	Landsat 5	9	21,857	2023	Landsat 8	14	20,023
					Landsat 9	14	

Fonte: Os autores, 2024.

Figura 2 - Variação anual da Média de área de superfície e Precipitação acumulada anual



Fonte: Os autores, 2024.

Análise estatística da correlação entre o volume de chuvas e a área superficial do lago

Foi observado que ao longo de todos os anos estudados, em geral, a precipitação se comporta de maneira alternada entre acréscimos e decréscimos de volumes totais de chuvas, comportamento refletido pela média de área de superfície do lago. Essa observação é destacada no período entre os anos de 1996 e 2001, em que o comportamento alternado é mais nítido, tanto no volume de chuvas quanto na média anual da área do espelho d'água.

Ao analisar a correlação para o período total foi obtido o valor de R^2 de 0,7155 (Figura 5), indicando considerada relação entre o volume de chuvas e a área superficial do lago. É possível notar que os pontos que representam os anos mais antigos possuem maior proximidade com a reta da equação, enquanto nos anos mais recentes vão se apresentando mais distantes, sinalizando que pode haver variações na relação entre as chuvas e a área do lago ao longo da série histórica. Ainda vale destacar que os anos mais recentes apresentam menores valores de volume de chuvas e por consequência de área de superfície.

As séries históricas observadas demonstraram que a precipitação anual sobre o Lago Chungará se deu de maneira cíclica ao longo de 38 anos, consistindo em períodos de aproximadamente 10 anos de decréscimo no volume de chuvas, seguido de aumento, chegando a um pico em poucos anos, reiniciando o ciclo. Entre os anos de 1986 e 1995, observou-se uma queda nos valores de precipitação acumulada anual, e a partir de 1996 ocorreu um aumento até chegar ao seu ápice em 2001, sendo este o maior volume registrado no período analisado. Os valores retornaram a decrescer até o ano de 2009, e posteriormente cresceram a partir de 2010,

chegando ao pico em 2013. A precipitação voltou a diminuir até ao menor valor registrado em 2022, retornando a crescer no ano seguinte.

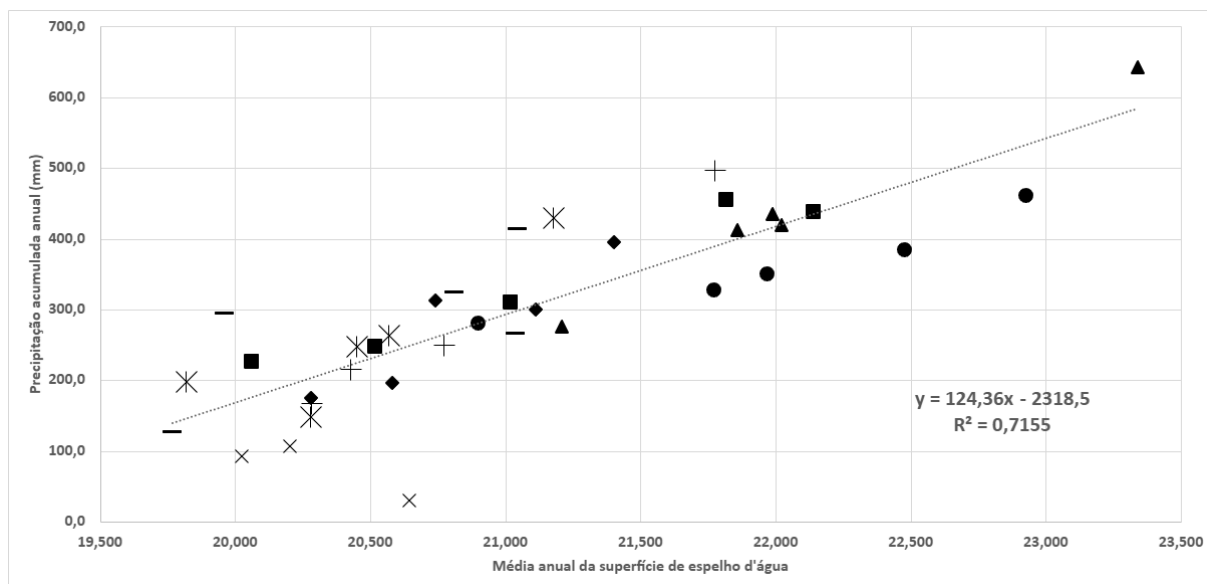
O comportamento cíclico descrito anteriormente possibilita definir períodos em que há tendências de redução ou acréscimo nos volumes de chuvas. Tais períodos, uma vez identificados, permitem a avaliação em espaços temporais mais restritos, a fim de compreender o quão correlacionados os dois fenômenos são e como eles podem estar variando ao longo do período levantado. Com isso será possível realizar as devidas interpretações e conclusões acerca do quanto as mudanças climáticas podem estar afetando o lago e se ele pode servir como base para a observação direta sobre os fenômenos climáticos.

Após identificar os períodos com tendências de aumento e diminuição, foram realizadas análises dos valores de R^2 nos gráficos de regressão simples gerados no Excel. As tendências em destaque que foram escolhidas para as análises estatísticas foram aquelas identificadas como parte de um ciclo com cerca de 10 anos de decréscimo de chuvas e o curto período de acréscimo (Tabela 3).

No primeiro ciclo identificado, entre 1986 e 1995 (Figura 6A), a correlação entre a precipitação e a média da área anual foi expressiva ($R^2 = 0,782$), indicando uma sincronia natural entre o volume do lago e as chuvas. Em seguida, foi observado um aumento anômalo no período de 1996 a 2001 (Figura 6B), com um valor elevado de $R^2 = 0,9756$, o que sinaliza que, apesar da alta variabilidade na precipitação anual, o lago apresentou uma resposta precisa em relação ao seu volume. No ciclo seguinte, de 2001 a 2009 (Figura 6C), a correlação permaneceu elevada ($R^2 = 0,8917$) sendo a segunda maior de todo o período estudado. O terceiro grande ciclo, de 2013 a 2023 (Figura 6D), apresentou o menor valor de correlação ($R^2 = 0,5222$), sugerindo uma perda da estabilidade na relação entre precipitação e volume do lago.

Ao analisar com mais detalhadamente o último gráfico, destacam-se dois pontos discrepantes, 2017 e 2022, que provavelmente contribuíram para a baixa correlação. Ao remover esses pontos, o valor de R^2 aumentou significativamente para 0,8808, reforçando a hipótese de que esses anos foram anômalos. Ainda excluindo os dois anos citados, quando analisado o período como um todo, o valor de R^2 eleva para 0,7986, deixando a relação mais significativa entre os dois fenômenos estudados.

Figura 3 - Gráfico de dispersão comparando a precipitação anual acumulada e a média anual da área do lago. 1986-1990 (círculos), 1991-1995 (losangos), 1996-2000 (quadrados), 2001-2005 (triângulos), 2006-2010 (estrelas), 2011-2015 (cruzes), 2016-2020 (traços), 2021-2023 (X);



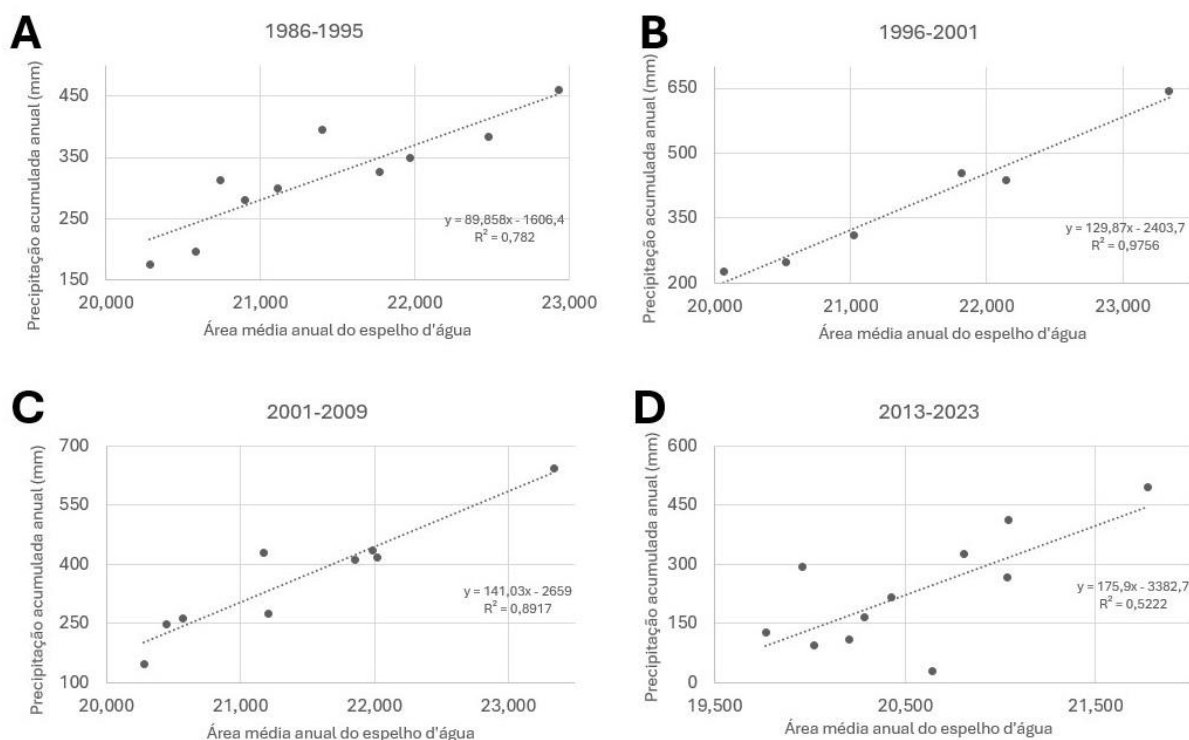
Fonte: Os autores, 2024.

Tabela 3 - Valores de R^2 de cada segmento de ciclo identificado; *Segmento quando excluídos os anos de 2017 e 2022

Período	R^2	Período	R^2
1986-2023	0,7155	1986-1995	0,782
		1996-2001	0,8756
		2001-2009	0,8717
		2013-2023	0,5222
1986-2023*	0,7986	2013-2023*	0,8917

Fonte: Os autores, 2024.

Figura 4 - Regressão analisada em gráficos de dispersão em períodos de diminuição do volume anual de precipitação (A, C e D) e aumento (B)



Fonte: Os autores, 2024.

DISCUSSÕES

Os valores observados de pluviosidade anual e média anual da área do lago apresentam variabilidade ao longo da série histórica, com alternância de aumentos e decréscimos, ainda assim foi possível observar períodos com tendências de acréscimos e decréscimos. As tendências observadas corroboram a característica sazonal dos ciclos de chuvas da região estuda. O reflexo dessa mesma tendência sazonal das chuvas observado na variação da área do lago corrobora com as análises dos gráficos de dispersão, indicando forte correlação entre estes dois fenômenos estudados.

Analisando os ciclos de forma individual, é notável a diminuição no volume de chuvas nos anos mais recentes, e por consequência redução da área do Lago Chungará. Esse fato pode ser facilmente observado ao se analisar o gráfico de dispersão da precipitação anual versus área da superfície do lago, no qual é possível verificar a maior concentração dos pontos referentes aos anos mais atuais (2006-2010, 2011-2015, 2016-2020, e 2021-2023 na porção inferior esquerda, indicando menores valores de pluviosidade e de área do lago. Outra forma de verificar o fato narrado anteriormente consiste na análise dos valores apresentados nos gráficos de variação do volume de chuvas e da área do lago, nos quais nota-se uma tendência de redução dos valores observados. Os dados analisados sugerem uma tendência na diminuição de chuvas na região à cada ciclo que se avança no tempo, sendo acompanhado na redução da área do lago, que, por sua vez, tem reflexo direto no volume de água armazenado.

As causas da elevada variação nos parâmetros climatológicos ao longo do tempo têm sido amplamente discutidas na literatura, como o aumento significativo das temperaturas, que leva a

uma relação negativa no Índice de Precipitação e Evapotranspiração Padrão (SPEI). Esse fenômeno pode explicar a irregularidade das precipitações interanuais e a escassez de chuvas (Meseguer-Ruiz et al., 2023), porém cabe destacar que, o SPEI não é o único responsável pela intensificação das secas. Serrano-Notivoli et al. (2021) também identificaram que, desde a segunda metade do século XX, os eventos úmidos se tornaram menos frequentes, enquanto os períodos secos têm sido mais comuns e prolongados.

Os valores observados de R^2 para a série histórica completa e para os períodos de tendência apresentam valores de 0,782 a 0,892, indicando que a correlação entre os fenômenos estudados se manteve estável. A estabilidade da correlação indica que o Lago responde de maneira estável às variações dos volumes de chuva, tanto para os períodos com tendência de acréscimo quanto para aqueles com tendência de decréscimo. Os resultados obtidos corroboram, em parte, as observações de Garnier et al. (2024), com algumas diferenças. Destaca-se que a série histórica deste estudo abrange 38 anos, enquanto o trabalho de Garnier abrange 31 anos. Neste estudo, foi calculada a média anual da área superficial, enquanto Garnier et al. (2024) consideraram os dados logo após o período de chuvas. Em ambos os trabalhos, o Lago Chungará responde à variação anual de precipitação, mas essa relação não é completa devendo ainda ser observados fatores adversos que possam interferir nos valores observados.

Apesar da correlação para os períodos analisados é importante apontar a ocorrência dos anos anômalos de 2017 e 2022, em que os volumes de chuva e do lago divergiram, podendo esse efeito ser resultante da falha na identificação dos pixels que representam o espelho d'água, especialmente nas bordas do lago, que tendem a não ser detectadas quando o nível da água está muito baixo (Sotgiu et al., 2017), ou da imprecisão no registro das estações pluviométricas. Outro fator a ser considerado é a morfologia do Lago Chungará, cuja curvatura suave do fundo provoca uma perda de estabilidade do corpo d'água à medida que o volume diminui, afetando a resposta do lago às chuvas incidentes (Dorador et al., 2003). Porém, vale notar que esses anos anômalos não apresentaram os menores valores de área de superfície d'água como registrado em 2016.

Estudos que consideram outros fatores que tem influência na relação do volume de chuvas com a área do lago devem ser realizados na busca pela melhor compreensão da relação do ciclo hidrológico da região e a recarga do lago. Dentre os fatores em potencial, Garnier et al. (2024) sugere a influência de fatores como a recarga de reservatórios subterrâneos, a dinâmica da água superficial com o solo, a influência do degelo contribuem para essa correlação, demanda hídrica da vegetação. Outro fator relevante consiste na dinâmica entre o fluxo de entrada de água por infiltração e a saída pela evaporação, típica de um corpo hídrico endorreico.

Outro fator relevante é a interferência humana. No Chile, o aumento de incêndios foi associado ao aumento das temperaturas e à persistência das secas (Urrutia-Jalabert et al., 2018). Esses problemas estão relacionados ao uso da terra, com monoculturas de eucalipto e pinheiros, que não apenas servem como combustível para as queimadas, mas também são apontadas como uma das principais causas de variações hidrológicas em ecossistemas lacustres (Fuentealba et

al., 2021). Além disso, os incêndios na Amazônia podem afetar o regime de chuvas no Chile, já que parte da umidade necessária para as precipitações na região do Lago Chungará tem origem na floresta tropical brasileira (Aravena et al., 1989, 1999a).

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A análise dos dados confirma a eficiência do GEE como uma ferramenta prática para o monitoramento ambiental, desde que o pesquisador tenha domínio na programação para desenvolver scripts adequados ao estudo em questão. A facilidade de acesso aos dados pluviométricos da plataforma (CR)², aliada à proximidade das estações consultadas, proporcionou maior confiança na qualidade dos dados utilizados. Esses aspectos reforçam que é viável realizar estudos em ambientes remotos e produzir análises tanto de curto quanto de longo prazo.

A elevada alternância observada no gráfico de pluviosidade e na área do lago, em destaque nas grandes amplitudes observadas no período de 1996 a 2001, pode ser explicada por fenômenos naturais já conhecidos, como por exemplo o El Niño. Tal fenômeno é considerado um importante fator climático que interfere na pluviosidade no pacífico sul, sendo apontado como a causa na variação de chuvas, secas e temperaturas extremas na América do Sul (Gulizia; Pirotte, 2022).

Os gráficos de dispersão em diferentes escalas temporais revelam que, nos anos mais recentes, fatores adicionais têm influenciado a dinâmica natural do Lago Chungará, além da precipitação. Fenômenos como o aumento das temperaturas e o El Niño-Oscilação Sul (ENOS) exercem influência significativa sobre o volume de chuvas e, conseqüentemente, sobre o lago. As mudanças climáticas, exacerbadas por atividades humanas, como o desmatamento e os incêndios no Chile, também afetam diretamente a região, como relatado em outros estudos (González et al., 2018). Diante disso, há necessidade de estudos mais abrangentes, que considerem outros parâmetros, como evapotranspiração e fluxos de entrada e saída de água, a fim de proporcionar uma compreensão mais detalhada das variações do volume do lago.

O Lago Chungará demonstra potencial para funcionar como um indicador natural das condições climáticas na região, apresentando forte correlação entre sua área superficial e o volume de chuvas anuais. Quando essa correspondência é interrompida, isso pode ser interpretado como um sinal de desequilíbrio climático, alertando os gestores hídricos para a necessidade de intervenções a fim de prevenir problemas relacionados à escassez de água. Os resultados deste estudo indicam que os recursos hídricos em regiões áridas do Chile podem estar sob ameaça, mesmo dentro de áreas protegidas, e requerem monitoramento contínuo e cuidadoso.

Em resumo, o presente estudo reforça a importância do uso de ferramentas de sensoriamento remoto e a análise de séries temporais para monitoramento ambiental. A correlação entre as chuvas e o volume do Lago Chungará, apesar de ser significativa em períodos anteriores, tem diminuído recentemente, o que demanda atenção e investigação sobre o futuro do lago. Porém os valores que levam a esta constatação devem ser analisados com cuidado, visto que apenas

dois anos anômalos que determinaram a diminuição da correlação nos anos mais recentes. Assim, espera-se que os resultados aqui apresentados possam contribuir para a tomada de decisões mais eficazes na gestão hídrica e na preservação dos recursos naturais da região.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio financeiro da Universidade de Brasília (UnB), por meio do Edital DPI/DPG nº 04/2024, e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo apoio à formação acadêmica por meio da concessão de bolsa de pesquisa.

REFERÊNCIAS

- ARAVENA, R., PEÑA, H., GRILLI, A., SUZUKI, O. AND MORDECKAI, M. Evolución isotópica de las lluvias y origen de las masas de aire en el Altiplano chileno. Estudios de Hidrología Isotópica en América Latina. **IAEA-TECDOC-502**. IAEA, Vienna. p. 129-142, 1989.
- ARAVENA, R., SUZUKI, O., PEÑA, H., POLLASTRI, A., FUENZALIDA, H., GRILLI, A. Isotopic composition and origin of the precipitation in Northern Chile. **Applied Geochemistry**, v. 14, Issue 4, p. 411-422, 1999. [https://doi.org/10.1016/S0883-2927\(98\)00067-5](https://doi.org/10.1016/S0883-2927(98)00067-5).
- BOZKURT, D., ROJAS, M., BOISIER, J.P., VALDIVIESO, J. Projected hydroclimate changes over Andean basins in Central Chile from downscaled CMIP5 models under the low and high emission scenarios. **Climatic Change**, v. 150, p. 131–147, 2018. <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2246-7>.
- CHANDER, G., MARKHAM, B. L., HELDER, D. L. Summary of Current Radiometric Calibration of *Landsat* Sensors. **Remote Sensing of Environment**, 113(6), 893-903, 2009. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>
- DORADOR, C., PARDO, R., VILA, I. Variaciones temporales de parámetros físicos, químicos y biológicos de un lago de altura: el caso del Lago Chungará . **Revista Chilena de Historia Natural**, v. 76, p. 15–22, 2003. <http://dx.doi.org/10.4067/S0716-078X2003000100002>
- ESPINOZA, P.S. ARAVENA, H. R., Variabilidad y cambios climáticos observados y esperados en el Altiplano del norte de Chile. **Revista de geografía Norte Grande**, v. 62, p. 169-183. 2015. Santiago. <https://doi.org/10.4067/S0718-34022015000300010>
- EXPLORADOR CLIMÁTICO (CR2). CENTRO DEL CIENCIA DEL CLIMA Y RESILIENCIA (CR)², 2023. METEODATA. Disponível em: <https://explorador.cr2.cl/>. Acesso em: dezembro de 2023
- FUENTEALBA, M., BAHAMÓNDEZ, C., SARRICOLEA, P., MESEGUER-RUIZ, OLIVER., LATORRE, C. The 2010-2020 'megadrought' drives reduction in lake surface area in the Andes of central Chile (32° - 36°S). **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 38, 2021. <https://doi:10.1016/j.ejrh2021.100952>
- FUENZALIDA, H., RUTLAND, J.C. Estudio sobre el origen del vapor de agua que precipita en el invierno altiplanico. **Informe Final**. Convenio Direccion General de Aguas University of Chile.
- GARNIER, J., CICERELLI, R. E., DE ALMEIDA, T., BELO, J. C. R., CURTO, J., RAMOS, A. P. M., VALADÃO, L. V., SATGE, F., BONNET, M-P. Water Resources Monitoring in a Remote Region: Earth Observation-Based Study of Endorheic Lakes. **Remote Sensing**. 2024, 16, 2790. <https://doi.org/10.3390/rs16152790>
- GONZÁLEZ, M.E., GÓMEZ-GONZÁLEZ, S., LARA, A., GARREAUD, R. AND DÍAZ-HORMAZÁBAL, I. The 2010–2015 Megadrought and its influence on the fire regime in central and south-central Chile. **Ecosphere**, v. 9 (8), 2018. <https://doi.org/10.1002/ecs2.2300>.
- GORELICK, N., HANCHER, M., DIXON, M., ILYUSHCHENKO, S., THAU, D., MOORE R., Google earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing Environment**, v. 202, p. 18-27, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- GULIZIA, C., PIROTTE, M.N. Characterization of simulated extreme El Nino ~ events and projected impacts on south American climate extremes by a set of coupled Model Intercomparison Project phase 5 global climate models. **International Journal Climatology**, v. 42, p 48–62, 2022. <https://doi.org/10.1002/joc.7231>.
- LÓPEZ-MORENO, J.I. MORÁN-TEJEDA, E. VICENTE-SERRANO, S.M. BAZO, J. AZORIN-MOLINA, C. REVUELTO, J. SÁNCHEZ-LORENZO, A. NAVARRO-SERRANO, F. AGUILAR, E. CHURA, O. Recent temperature variability and change in the Altiplano of Bolivia and Peru. **International Journal Climatology**, v. 36(4), p. 1773–1796 2015, <https://doi.org/10.1002/joc.4459>
- MASEK, J. G., et al. A *Landsat* Surface Reflectance Dataset for North America, 1990–2000. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 44(7), 1843-1851, 2006. <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030>

- MASIOKAS, M., CHRISTIE, D., LUCKMAN, B. AND NUSSBAUMER, S. Reconstructing the annual mass balance of the Echaurren Norte glacier (Central Andes, 33.5°S) using local and regional hydroclimatic data. **The Cryosphere**, v. 10, p. 927, 2016. <https://doi.org/10.5194/tc-10-927-2016>
- 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, p. 1425-1432, 1996. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- MESEGUER-RUIZ, O., CORTESIB, C., GUIJARRO, J.A., SARRICOLEA, P. Weather regimes linked to daily precipitation anomalies in Northern Chile. **Atmospheric Research**, v. 236, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104802>
- MESEGUER-RUIZ, O., SERRANO-NOTIVOLI, R., ARANGUIZ-ACUNA, A., FUENTEALBAA, M., NUNEZ-HIDALGO, I., SARRICOLEA, P., GARREAUD, R., Comparing SPI and SPEI to detect different precipitation and temperature regimes in Chile throughout the last four decades. **Atmospheric Research**, v. 297, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.107085>
- MORENO, A., GIRALT, S., VALERO-GARCÉS, B., SÁEZ, A., BAO, R., PREGO, R., TABERNER, C. A 14 kyr record of the tropical Andes: the Lago Chungará sequence (18 S, northern Chilean Altiplano) **Quaternary International**, v. 161 (1), p. 4-21, 2007. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2006.10.020>
- QUINTANA, J. M.; ACEITUNO, P. Changes in the rainfall regime along the extratropical west coast of South America (Chile): 30-43° S. **Atmósfera**, v. 25 (1), p. 1-22, 2012. Cidade do México. Disponível em: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=56523435001>
- SATGÉ F., Recursos Hídricos do Altiplano Andino: Contribuição do Sensoriamento Remoto. 213p. (Doutorado em Geociências Aplicadas) - **Instituto de Geociências**, Universidade de Brasília, Brasília, 2017. Disponível em: <http://repositorio.unb.br/handle/10482/24339>
- SEILER, C., HUTJES, R.W. A., KABAT, P. Climate variability and trends in Bolivia. **Journal of applied meteorology and climatology**, v. 52, v. 130–146. 2013. DOI: <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-12-0105.1>
- SERRANO-NOTIVOLI, R., TEJEDOR, E., SARRICOLEA, P., MESEGUER-RUIZ, O., VUILLE, M., FUENTEALBA, M., DE LUIS, M., Hydroclimatic variability in Santiago (Chile) since the 16th century. **International Journal of Climatology**, v.41 (1), p. 2015–2030, 2021. <https://doi.org/10.1002/joc.6828>
- SPINONI, J., VOGT, J.V., NAUMANN, G., BARBOSA, P., DOSIO, A. Will drought events become more frequent and severe in Europe? **International Journal of Climatology** v. 38, p. 1718–1736, 2018. <https://doi.org/10.1002/joc.529>
- SPINONI, J., BARBOSA, P., BUCCHIGNANI, E., CASSANO, J., CAVAZOS, T., CESCATTI, A., CHRISTENSEN, J.H., CHRISTENSEN, O.B., COPPOLA, E., EVANS, J., FORZIERI, G., GEYER, B., GIORGI, F., JACOB, D., KATZFEY, J., KOENIGK, T., LAPRISE, R., LENNARD, C.J., KURNAZ, M.L., LI, D., LLOPART, M., MCCORMIK, N., NAUMANN, G., NIKULIN, G., OXTURK, T., PANITZ, H.J., DA ROCHA, R.P., SOLMAN, S.A., SYKTUS, J., TANGANG, F., TEICHMANN, C., VAUTARD, R., VOGT, J.V., WINGER, K., ZITTIS, G., DOSIO, A. Global exposure of population and land-use to meteorological droughts under different warming levels and shared socioeconomic pathways: a coordinated regional climate downscaling experiment based study. **International Journal of Climatology** v. 41, p. 6825–6853, 2021. <https://doi.org/10.1002/joc.7302>
- URRUTIA-JALABERT, R., GONZÁLEZ, M. E., GONZÁLEZ-REYES, A., LARA, A., GARREAUD, R. Climate variability and forest fires in central and south-central Chile. **Ecosphere**. V. 9(4), e02171, 2018 <https://doi.org/10.1002/ecs2.2171>
- U.S. Geological Survey. **Landsat—Earth observation satellites** (ver. 1.4, August 2022): U.S. Geological Survey Fact Sheet 2015–3081, 4 p., 2015. <https://doi.org/10.3133/fs20153081>
- U.S. Geological Survey. **Landsat 9 Overview Data Users Handbook**. NASA Earth Science Division, 2022. Disponível em: https://d9-wret.s3.us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/media/files/LSDS-2082_L9-Data-Users-Handbook_v1.pdf
- VERA, C. AND DÍAZ, L. Anthropogenic influence on summer precipitation trends over South America in CMIP5 models. **International Journal of Climatology**, v. 35(10), p. 3172–3177, 2015. <https://doi.org/10.1002/joc.4153>
- VALDIVIELSO S, VÁZQUEZ-SUÑÉ E, HERRERA C, CUSTODIO E. Characterization of precipitation and recharge in the peripheral aquifer of the Salar de Atacama. **Science of The Total Environment**. V. 806(1), 2022. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.150271>
- WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION. State of the Global Climate 2023. **WMO. No. 1347**, Geneva. 2024. Disponível em: <https://library.wmo.int/idurl/4/56247>
- WULDER, M. A., et al. The Role of Landsat Satellite Data in the Assessment of Forest Change. **Remote Sensing of Environment**, 122, 64-73, 2012.
- ZHOU, J., & LAU, K. Does a Monsoon Climate Exist over South America? **Journal of Climate**, v. 11(5), p. 1020-1040, 1998. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1998\)011<1020:DAMCEO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1998)011<1020:DAMCEO>2.0.CO;2)

4.2. Mapeamento de Superfície Alagada no Pantanal e relação com variáveis meteorológicas

4.2.1. Quantificação de áreas alagadas com NDWI e MNDWI

Conforme descrito em metodologia foi realizado o cálculo de área alagada utilizando os índices NDVI e NDWI para o período de 1986 a 2024. O cálculo foi determinado mensalmente, contudo para quantitativo da série histórica calculou-se a média anual nos meses analisados, ou seja, de abril a setembro. De acordo com a Figura 8, observa-se que de forma geral há uma diminuição da área alagada na área de estudo, conforme expresso pela equação de regressão no coeficiente angular (também chamado de inclinação da reta, ou *slope* em inglês), termo que indica se a reta cresce ou decresce. Assim, como o coeficiente angular é negativo (como -16,687 em MNDWI ou -17,987 em NDWI), isso significa que a reta tem uma tendência decrescente, ou seja, a variável dependente (área alagada) diminui ao longo do tempo.

Na análise da Figura 8, observa-se que o NDWI foi mais conservador em relação à extensão das áreas alagadas ao longo do tempo em comparação ao MNDWI, salvo nos anos de 1997 e 2004. Esse comportamento se explica pelo uso da banda do infravermelho próximo (NIR), cuja resposta espectral se confunde com ambientes de águas turvas, margens úmidas e zonas rasas, levando à classificação de áreas aquáticas como solo exposto (McFeeters, 1996; Guo et al., 2017). Essa limitação é ainda mais evidente em canais estreitos e ambientes com alta sazonalidade de inundação, nos quais o índice frequentemente omite segmentos hídricos, resultando em uma representação conservadora e descontínua da superfície aquática (Acharya et al., 2019; Guo et al., 2017).

Por outro lado, o MNDWI superestimou as áreas alagadas, especialmente em zonas marginais e regiões de solo exposto ou sombreado. Ao substituir o NIR pelo infravermelho médio (MIR), o índice aumenta a capacidade de distinção entre água e superfícies secas, porém amplia a incidência de falsos positivos, classificando sombras e áreas úmidas como corpos hídricos (Xu, 2006; Guo et al., 2017). Assim, a série histórica demonstra a dualidade dos índices: enquanto o NDWI omite por excesso de restrição, o

MNDWI expande por excesso de sensibilidade, reforçando a necessidade de validação contínua para garantir a robustez dos resultados.

É notável a proximidade dos valores registrados pelos índices, em que as variações pouco destoam ao longo de quase toda a série histórica, resultando em um $R^2 = 0,9536$, revelado no gráfico de dispersão (Figura 9). Entretanto, apesar de haver uma alta correlação, demonstrando a mesma tendência, há uma diferença evidente nas estimativas, principalmente para os anos mais recentes. Embora a tendência geral seja negativa ao longo do período, observa-se que as reduções mais pronunciadas tendem a ocorrer a partir de meados dos anos 2000, sugerindo intensificação de eventos de diminuição da área alagada em décadas recentes. A série também apresenta grande variabilidade interanual e picos isolados de expansão da área alagada, compatíveis com eventos climáticos extremos. Isso indica que, mesmo com uma tendência de longo prazo de redução, a dinâmica do espelho d'água é altamente influenciada por fatores de curto prazo

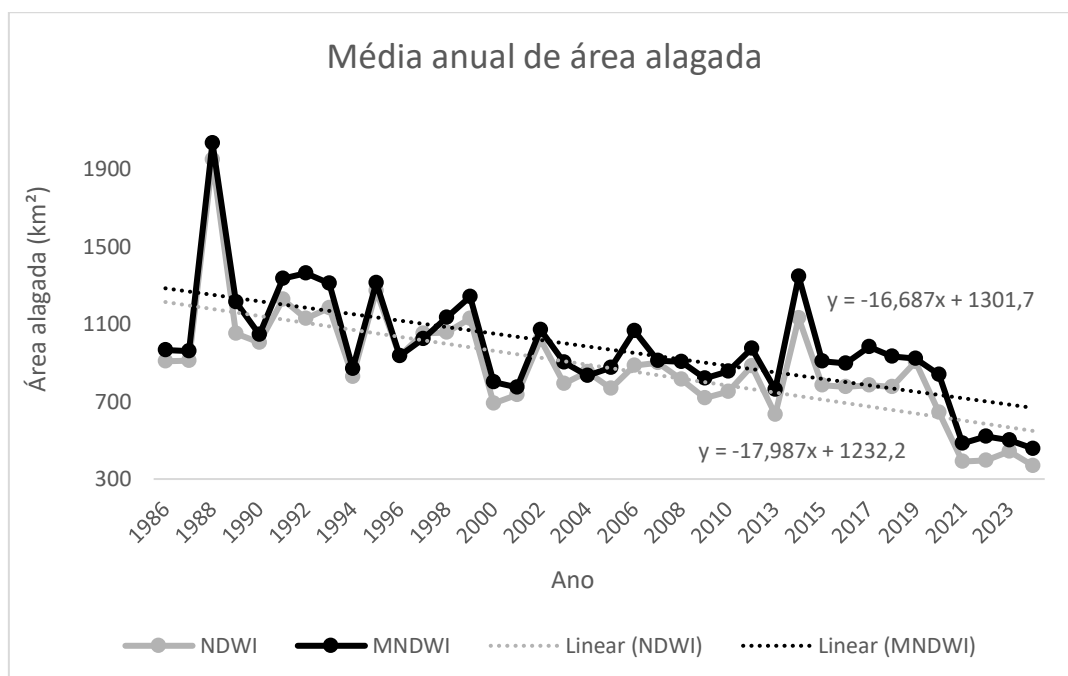


Figura 8 - Série histórica do NDWI e MNDWI. Fonte: Os autores

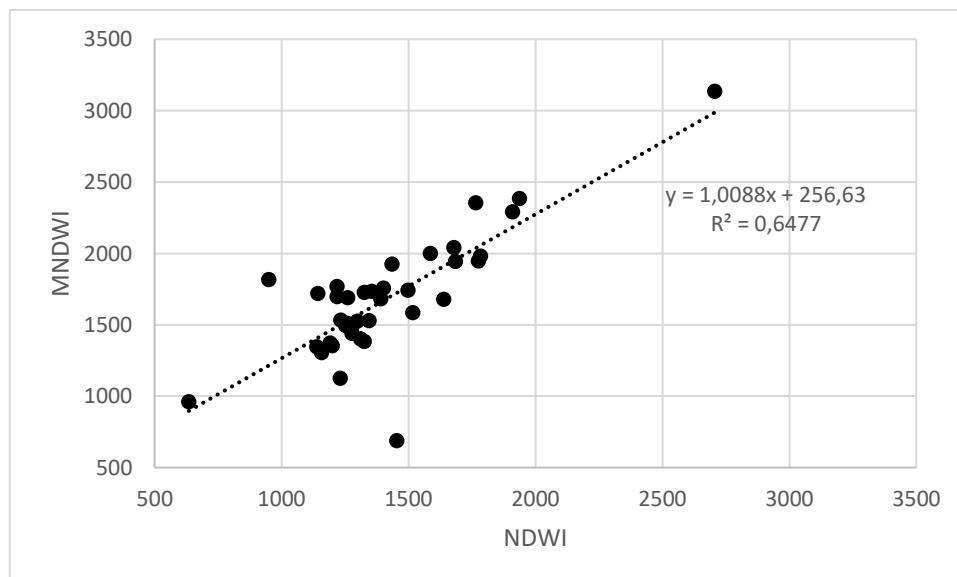


Figura 9 - Gráfico de dispersão entre valores de área alagada

4.2.2. Validação dos resultados e seleção do índice

A análise espacial da concordância entre as classificações obtidas pelos índices NDWI e MNDWI, apresentada na Figura 10, evidencia padrões consistentes associados às características ambientais da área de estudo. Observa-se que os maiores níveis de concordância se concentram na porção noroeste, especialmente nas regiões ocupadas por lagos permanentes e pelo canal principal do rio Paraguai. Nessas áreas, a presença da água é perene e bem definida, assim como nas áreas de terra permanentemente seca, reduzindo a ambiguidade espectral e, conseqüentemente, a incerteza na classificação.

Em contraste, as regiões oeste e sul da área de estudo, caracterizadas por maior umidade superficial e elevada densidade de canais e lagunas intermitentes, concentram os maiores níveis de discordância entre os índices. Nesses ambientes, o espelho d'água apresenta elevada variabilidade espacial, o que aumenta a ocorrência de pixels mistos e a confusão espectral entre água, solo saturado e vegetação hidrófila.

A inspeção visual e a análise dos pontos de discordância indicaram maior discordância do MNDWI em regiões úmidas, porém não cobertas por um espelho d'água, fazendo com que este índice superestimasse as áreas alagadas. Ainda sobre o MNDWI, em áreas próximas a estruturas litológicas elevadas, como serras, geram sombras na imagem, fazendo com que sejam classificadas como água, problema que não foi observado pelo NDWI, que manteve a classificação consistente como terra.

Esse padrão está em consonância com a literatura, que aponta que o NDWI tende a ser mais conservador na delimitação de superfícies alagadas (Xu, 2006), podendo suprimir corpos d'água de pequena extensão, sobretudo em função da resolução espacial das imagens. Por outro lado, o MNDWI apresenta maior sensibilidade para detectar água em ambientes complexos, porém essa mesma característica o torna mais suscetível à geração de falsos positivos, especialmente em áreas úmidas e sob efeito de sombras topográficas (Feyisa et al., 2014).

Nas áreas em que houve concordância entre os dois índices, também foi identificado um erro comum: a omissão de superfícies alagadas recobertas por vegetação aquática. Esse tipo de falso negativo já havia sido observado no estudo de Dias et al. (2024), utilizando o NDWI, e volta a se manifestar no presente trabalho também para o MNDWI, reforçando a limitação intrínseca dos índices espectrais ópticos em ambientes com vegetação flutuante ou emergente.

A análise quantitativa por meio da matriz de confusão (Tabela 8) confirmou esses padrões. O NDWI apresentou índice Kappa de 0,84 e acurácia global de aproximadamente 0,93, indicando excelente concordância com os dados de referência. Já o MNDWI apresentou desempenho significativamente inferior, com Kappa de 0,58 e acurácia global de 0,80, refletindo principalmente a elevada taxa de erro de comissão para a classe “água” (33,3%), associada à superestimação das áreas alagadas.

Esses resultados são compatíveis com os achados de Guo et al. (2017), que destacam a tendência do NDWI a apresentar erros de omissão e do MNDWI a apresentar erros de comissão, especialmente em áreas de topografia predominantemente plana e com presença de superfícies úmidas. Em regiões mais acidentadas, o problema das sombras torna-se ainda mais crítico, podendo comprometer significativamente a extração de corpos hídricos por índices espectrais (Acharya et al., 2019).

No trabalho de Laonamsai et al., (2023), foram executados procedimentos similares aos do presente trabalho, sendo os dois índices foram aplicados para o monitoramento de águas do Rio Ping, na Tailândia, em uma região de clima úmido. Para obterem valores otimizados de limiares, os autores empregaram o método Otsu, além de utilizarem a matriz de confusão como modelo de validação. Os autores também identificaram as limitações do MNDWI quanto aos falsos positivos motivados por áreas úmidas e sombras. No contexto do presente estudo, esses erros assumem particular relevância, uma

vez que a área de estudo é extensa e os ambientes suscetíveis à confusão espectral ocorrem de forma distribuída ao longo de praticamente todo o território analisado. Embora o problema específico de sombras seja mais localizado, os erros associados a áreas úmidas e vegetação inundada possuem impacto direto na estimativa total das superfícies alagadas.

Dessa forma, a escolha do índice espectral mais adequado não poderia ser realizada de maneira empírica ou apenas com base em inspeção visual. Apesar de ambos os índices apresentarem boa precisão, o NDWI foi preferível em função da Matriz de Confusão, que indica maior robustez e consistência desse índice para a realidade ambiental no Pantanal.

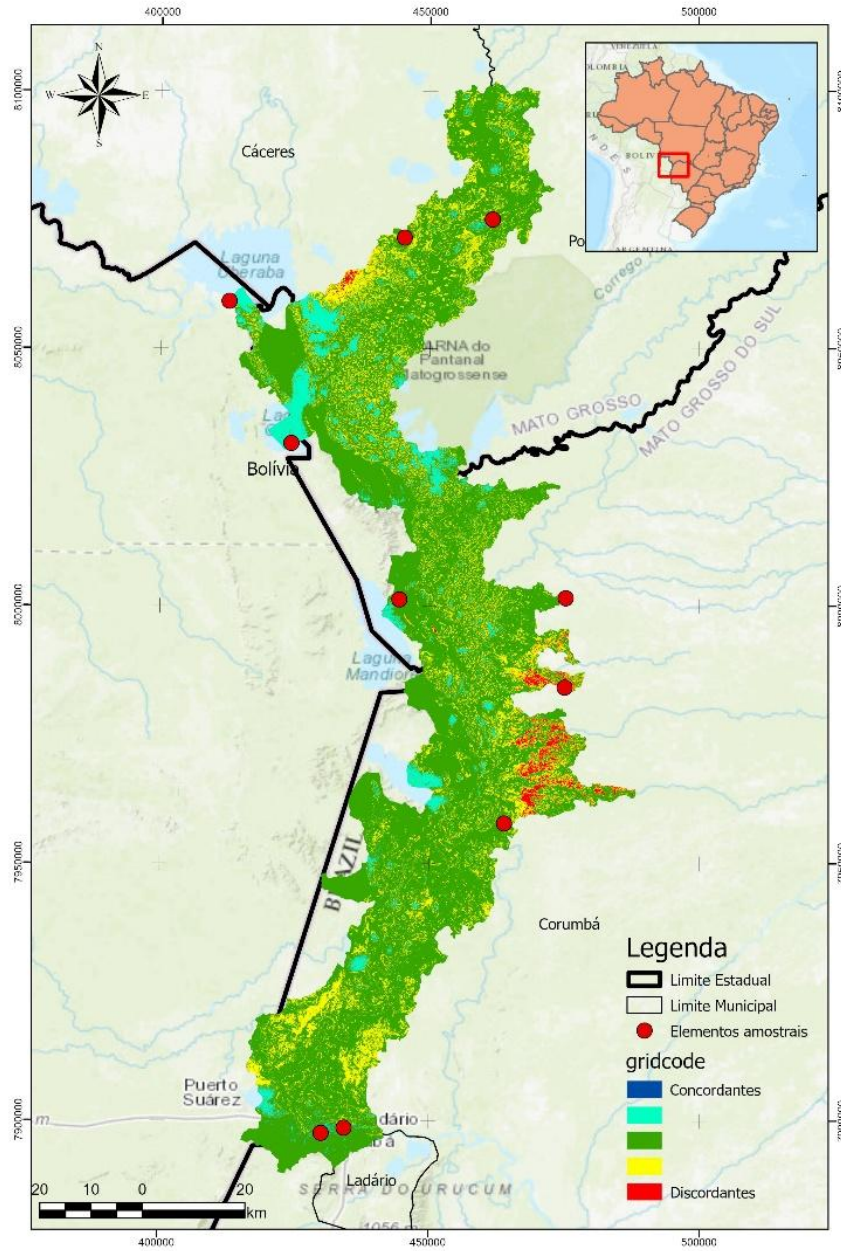


Figura 9 - Mapa de classificação de concordância e elementos amostrais.

Tabela 8 - Cálculos realizados por meio da Matriz de Confusão a partir das máscaras de água geradas pelo NDWI e MNDWI confrontada com a verdade terrestre. Po: Acurácia Observada; Pe: Acurácia Esperada ao Acaso. VT – Verdade Terrestre.

NDWI/VT	Água	Terra	Soma	Total	MNDWI/VT	Água	Terra	Soma	Total
Água	20	1	21	70	Água	20	10	30	70
Terra	4	45	49		Terra	4	36	40	
Kappa	0,83	Global	0,92		Kappa	0,581	Global	0,8	
		Pe	0,56				Pe	0,52	
Água		%			Água		%		
Omissão	0,16	16,66			Omissão	0,16	16,66		
Coomissão	0,045	4,76			Coomissão	0,33	33,33		
Terra		%			Terra		%		
Omissão	0,02	2,17			Omissão	0,21	21,73		
Coomissão	0,08	8,16			Coomissão	0,1	10		

4.2.3. Comparação dos resultados com o MapBiomas com o NDWI

A Figura 10 apresenta uma comparação entre a série histórica de áreas alagadas estimadas neste trabalho a partir do NDWI e os valores disponibilizados pelo produto MapBiomas Água. Primeiramente, é importante ressaltar que a comparação entre as duas séries não é direta em termos metodológicos. No presente estudo, a estimativa das áreas alagadas foi realizada exclusivamente a partir de imagens adquiridas durante o período seco de cada ano, como estratégia para reduzir a interferência de nuvens, vegetação inundada e solos saturados, bem como para garantir maior homogeneidade temporal na série histórica. Já o MapBiomas utiliza composições mensais e anuais, incorporando todo o ciclo hidrológico, o que naturalmente tende a resultar em valores médios anuais mais elevados de superfície de água. Essa diferença de critério temporal explica, em parte, o descolamento sistemático entre as magnitudes das duas curvas e o chamado “gap” observado entre as séries.

Além disso, existem diferenças metodológicas substanciais entre as abordagens. O MapBiomas Água utiliza um classificador subpixel (Surface Water Subpixel Classifier – SWSC) associado à análise de mistura espectral, permitindo estimar frações de água dentro de cada pixel e, assim, detectar corpos d’água pequenos, canais estreitos e áreas de inundação sazonal que tendem a ser subdetectados por índices espectrais convencionais (MapBiomas, 2023). Essa metodologia é complementada por filtros temporais e procedimentos de pós-processamento que buscam reduzir falsos negativos e falsos positivos, minimizando efeitos de nuvens, sombras e vegetação aquática flutuante.

Por outro lado, o NDWI, mesmo quando associado à limiarização automática por Otsu, permanece um método baseado em classificação binária por pixel inteiro, sendo reconhecidamente mais conservador em ambientes complexos, como planícies de inundação com águas rasas, alta turbidez e forte interferência de vegetação (Guo et al., 2017). Isso tende a resultar em uma subestimação sistemática da área alagada, especialmente nas zonas marginais e nas áreas de transição entre ambientes aquáticos e terrestres.

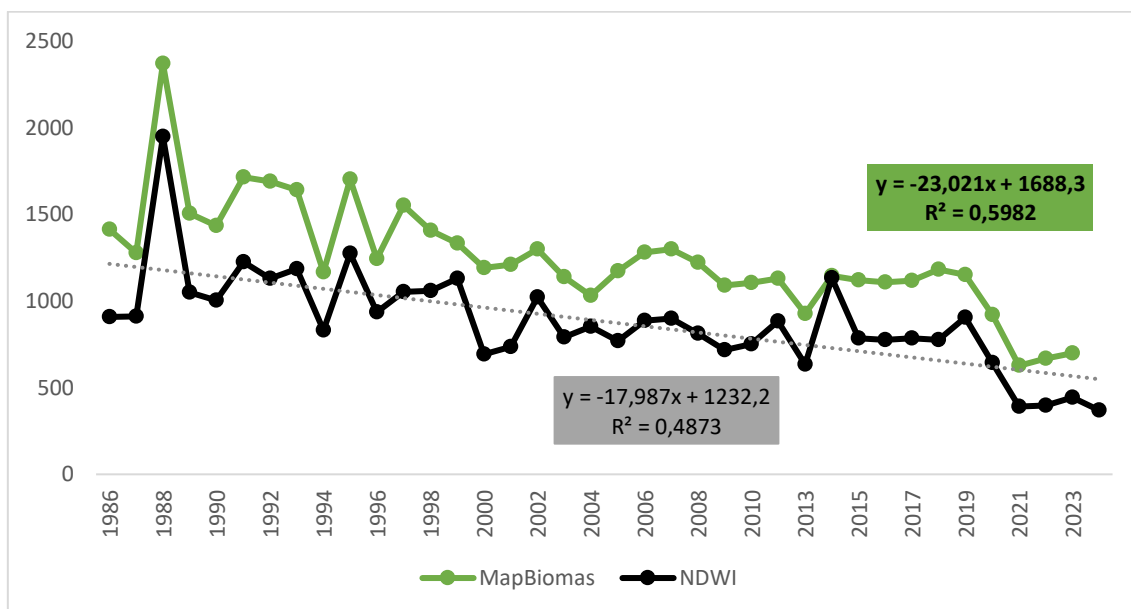


Figura 10 - Série histórica comparativa entre os valores de média anual de área alagada dos produtos MapBiomas e NDWI gerado no presente trabalho.

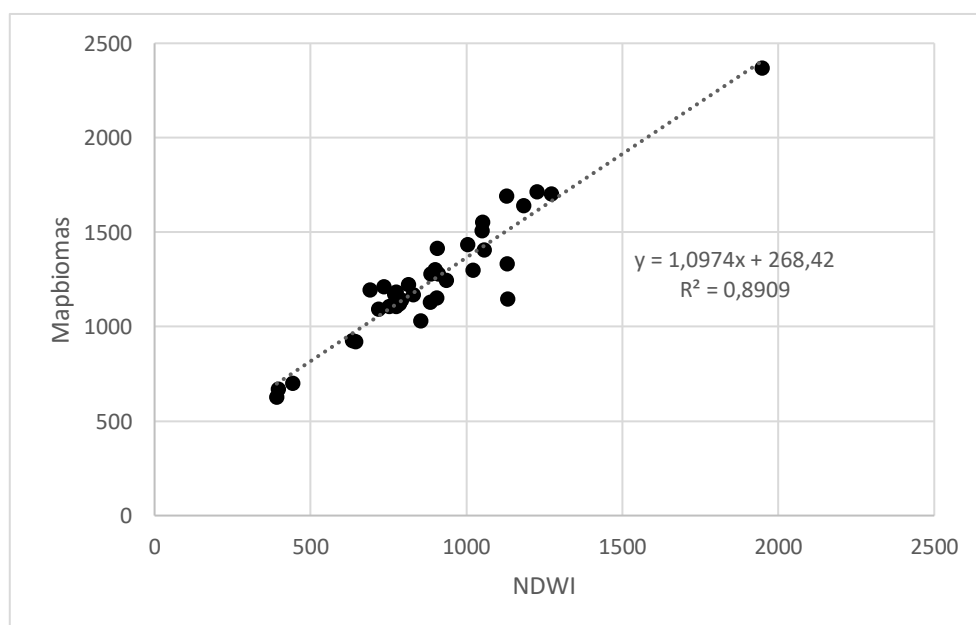


Figura 11 - Gráfico de dispersão de áreas alagadas registradas pelo NDWI e MapBiomas

Observa-se que, ao longo de toda a série, os valores obtidos pelo NDWI são sistematicamente inferiores aos do MapBiomias, embora ambas as séries apresentem comportamento espaço-temporal coerente e padrões de variação interanual bastante semelhantes. Os picos maior e menor registrado se coincidem, sendo eles 1988 e 2021 respectivamente, lembrando que no momento da consulta, o MapBiomias fornecia dados até o ano de 2023. Outra semelhança importante é a presença de variações mais acentuadas no período entre 1993 e 1996, indicando que, apesar das diferenças absolutas de magnitude, ambos os produtos capturam de forma consistente os principais pulsos interanuais de inundação na área de estudo.

Apesar das semelhanças entre os resultados, o próprio relatório do MapBiomias (2023) destaca que o Pantanal constitui um dos biomas mais desafiadores para o mapeamento de superfícies de água no Brasil. A acurácia do usuário da classe “água” permanece inferior a 50% ao longo de praticamente toda a série histórica, refletindo a forte influência de fatores como turbidez da água, presença de vegetação aquática, sombras topográficas e variações rápidas do pulso de inundação. Isso indica que, mesmo com metodologias mais sofisticadas, persistem incertezas relevantes na quantificação da superfície alagada nesse ambiente. Adicionalmente, o MapBiomias aplica critérios temporais mínimos de persistência para classificar um pixel como água, o que tende a reduzir a detecção de feições extremamente efêmeras, mas, ao mesmo tempo, pode incorporar áreas sazonalmente alagáveis ao valor médio anual. Nesse sentido, embora o produto apresente maior sofisticação metodológica e maior sensibilidade espacial, ele pode incorporar porções temporariamente inundadas que não são capturadas pela estratégia mais conservadora adotada neste trabalho, baseada exclusivamente no período seco.

O contraste entre os dois produtos evidencia, portanto, que eles devem ser interpretados de forma complementar, sobretudo em um sistema hidrologicamente complexo como o Pantanal: o MapBiomias oferecendo uma visão mais abrangente e sensível da presença de água ao longo do ciclo anual, e o NDWI fornecendo uma estimativa mais restritiva, porém metodologicamente homogênea e robusta para análises de tendência de longo prazo no período seco.

4.2.4. Análise espacial da disponibilidade hídrica.

A análise espacial da disponibilidade hídrica ao longo da série histórica evidencia padrões marcantes de expansão e retração das superfícies alagadas, permitindo identificar anos extremos de cheia e seca e, sobretudo, a reorganização espacial dos corpos d'água no trecho estudado do rio Paraguai. Em 1988, registrou-se a maior extensão alagada (1948,310 km²) (Figura 12A e B), quando as águas cobriram amplamente a área de estudo, dificultando inclusive a distinção do canal principal do rio Paraguai na porção nordeste. Esse padrão é típico de anos de cheia excepcional, nos quais ocorre elevada conectividade hidrológica entre o canal principal, as planícies de inundação e os sistemas lacustres adjacentes.

Seis anos depois, em 1994 (Figura 12C e D), observou-se forte retração de 57 % da superfície inundada (829,546 km²), com destaque para a maior visibilidade de lagunas e do canal fluvial, indicando um período de contração hídrica. A sequência de anos seguintes revela oscilações espaciais que acompanham a dinâmica hidrológica do bioma. Em 2008 (Figura 13A e B), embora a diferença visual fosse menos expressiva, notou-se redução de áreas alagadas na porção leste e concentração de corpos d'água ao norte (813,376 km²). Já em 2014 (Figura 13C e D), ocorreu nova recuperação parcial (1.131,999 km²), marcada pelo aumento de água nas regiões central, leste e sul, ainda que persistindo diferenças entre os canais principais e secundários.

Os menores valores de área alagada de toda a série concentram-se no período recente, entre 2021 e 2024 (391,83 km²; 396,71 km²; 442,92 km² e 369,32 km², respectivamente). Em particular, o ano de 2024 apresenta o mínimo histórico da série (Figura 13G e H), com forte restrição da água superficial em praticamente toda a área de estudo, permanecendo alagados, de forma predominante, apenas os canais principais e algumas lagunas perenes. Investigando as imagens relacionadas desses anos de maior seca, é possível verificar áreas de solo exposto, que estão relacionados a incêndios históricos, que devastaram quase 40 mil km² do bioma (Campos *et al.*, 2024).

Esses resultados reforçam a alta variabilidade espacial da disponibilidade hídrica na região, caracterizada por alternância de anos de cheia e seca e por uma redistribuição heterogênea dos corpos d'água. A análise confirma que a dinâmica do Pantanal não se expressa apenas em termos de área total inundada, mas também na reorganização espacial

das superfícies aquáticas, fator essencial para compreender os impactos sobre ecossistemas associados e serviços ambientais. Essa característica está em consonância com estudos que apontam o papel da geomorfologia, da precipitação e da variabilidade climática interanual na conformidade com o do pulso de inundação (Pereira et al., 2021; Bergier & Assine, 2022). Portanto, compreender essas oscilações espaciais é fundamental para avaliar os impactos sobre os ecossistemas aquáticos e terrestres associados, bem como sobre os serviços ecossistêmicos ofertados pelo bioma.

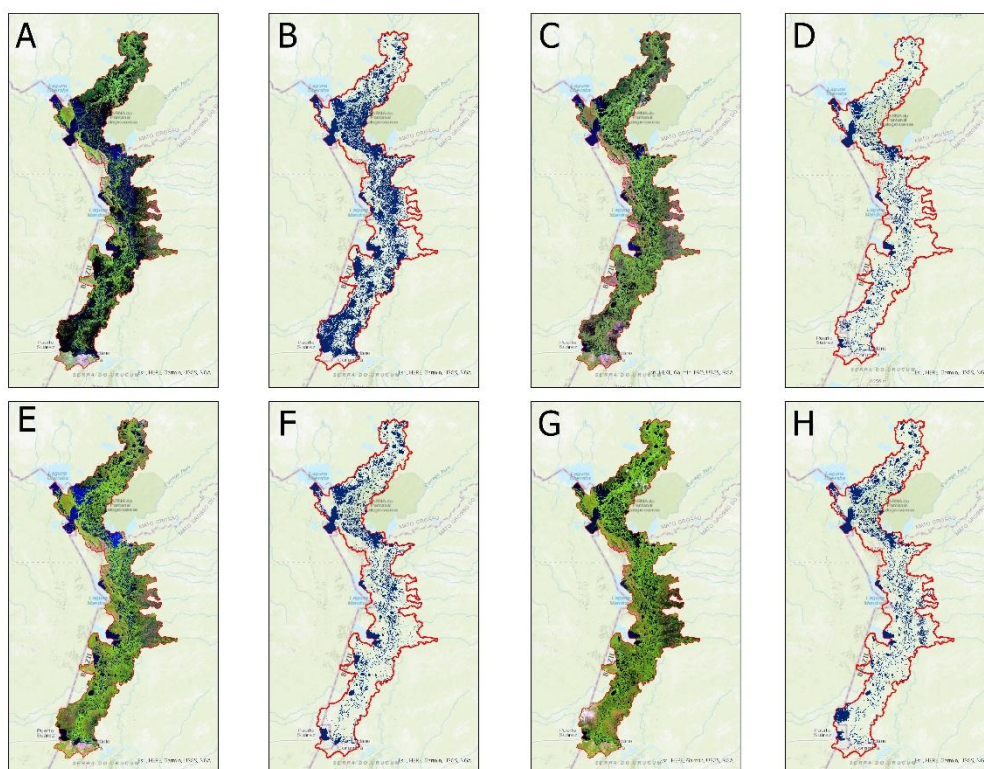


Figura 12 - A - Imagem de composição verdadeira em 1988; B - Classificação NDWI em 1988 indicando que a maioria da área de estudo está alagada; C - Imagem em composição verdadeira da área em 1994; D - Imagem classificada por NDWI indicando a cobertura de água da área de estudo em 1994; E - Composição verdadeira da área em 1998 sendo possível notar aumento da cobertura de água; F - Classificação NDWI da área de em 1998 confirmando o aumento; G - Imagem em 2004 em composição verdadeira; H - Classificação da área por NDWI indicando diminuição da área alagada em 2004;

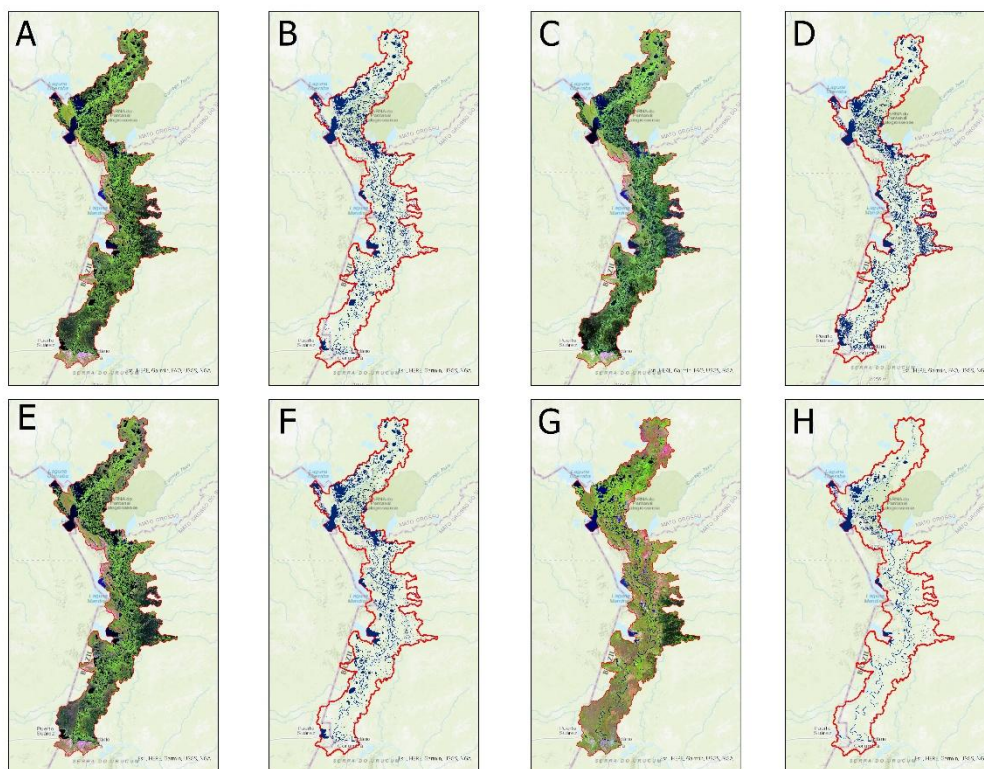


Figura 13 – A - Imagem em composição verdadeira de 2008; B - Classificação NDWI em 2008; C - Imagem em composição verdadeira de 2014, sendo possível notar recuperação da área alagada comparada a 10 anos; D – Classificação por NDWI em 2014 confirmando o aumento da área alagada; E – Composição verdadeira da área de estudo em 2018; F – Imagem classificada por NDWI em 2018 indicando diminuição; G – Imagem de 2024 em composição verdadeira. Notar áreas rosadas que indicam solo exposto em boa parte da área; H – Imagem classificada por NDWI confirmando a menor área alagada registrada;

4.3. Análise estatística

A análise estatística teve como objetivo investigar a associação entre a variação interanual da área alagada e as principais variáveis meteorológicas: precipitação, temperatura e evapotranspiração ao longo da série histórica. Ressalta-se que os resultados aqui apresentados devem ser interpretados como relações estatísticas de associação, não como vínculos de causalidade direta, uma vez que a dinâmica hidrológica do Pantanal é controlada por múltiplos fatores, incluindo processos geomorfológicos, conectividade hidrológica e condições de armazenamento.

4.3.1. Área Alagada e Precipitação

A inspeção visual da série histórica de precipitação do ERA5 e da área alagada (Figura 14) indica que, sobretudo nos anos mais recentes, ambas as variáveis apresentam comportamento relativamente síncrono, com tendência geral de decréscimo ao longo do tempo. No entanto, quando considerada toda a série histórica, a correlação linear de Pearson entre precipitação anual e área alagada mostrou-se positiva, porém fraca ($r = 0,307$), com baixo poder explicativo (Figura 15). O teste t ($t = 1,938$) e o valor de p ($p = 0,0605$) indicam que essa associação não é estatisticamente significativa ao nível de 5%, sugerindo que a precipitação média anual, isoladamente, explica apenas uma fração muito limitada da variabilidade interanual da área inundada (Figura 15).

Importante destacar que, por meio de observações aos dados notou-se uma mudança no padrão de associação entre precipitação e área alagada para anos mais recentes. No período mais recente (2016–2024), embora o número de observações seja reduzido, verifica-se um aumento expressivo da associação linear entre as variáveis ($R^2 = 0,5736$; $r \approx 0,76$) (Figura 16). Esse resultado deve ser interpretado com cautela, pois a curta extensão da série limita a robustez estatística da inferência. Ainda assim, ele sugere uma possível intensificação da sensibilidade da área alagada às oscilações pluviométricas nos anos recentes, compatível com a hipótese de redução da capacidade de amortecimento hidrológico do sistema. Sugere-se que a pesquisa continue para anos subsequentes no intuito de confirmar as observações realizadas nessa pesquisa.

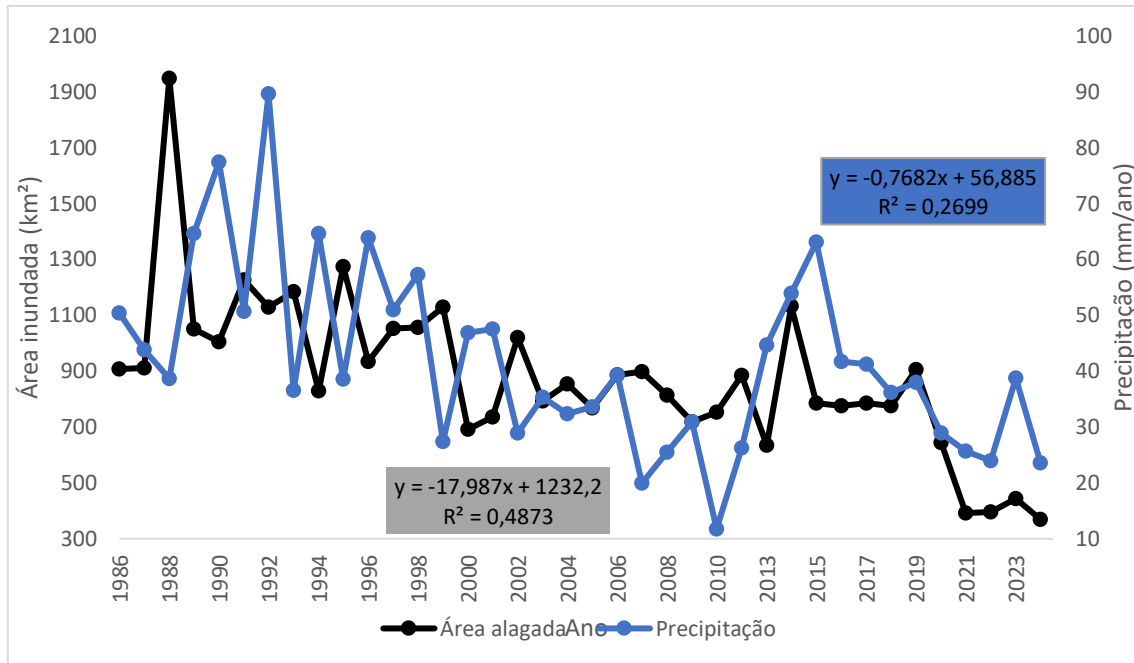


Figura 14 - Série histórica comparativa entre Média anual de área alagada de precipitação.

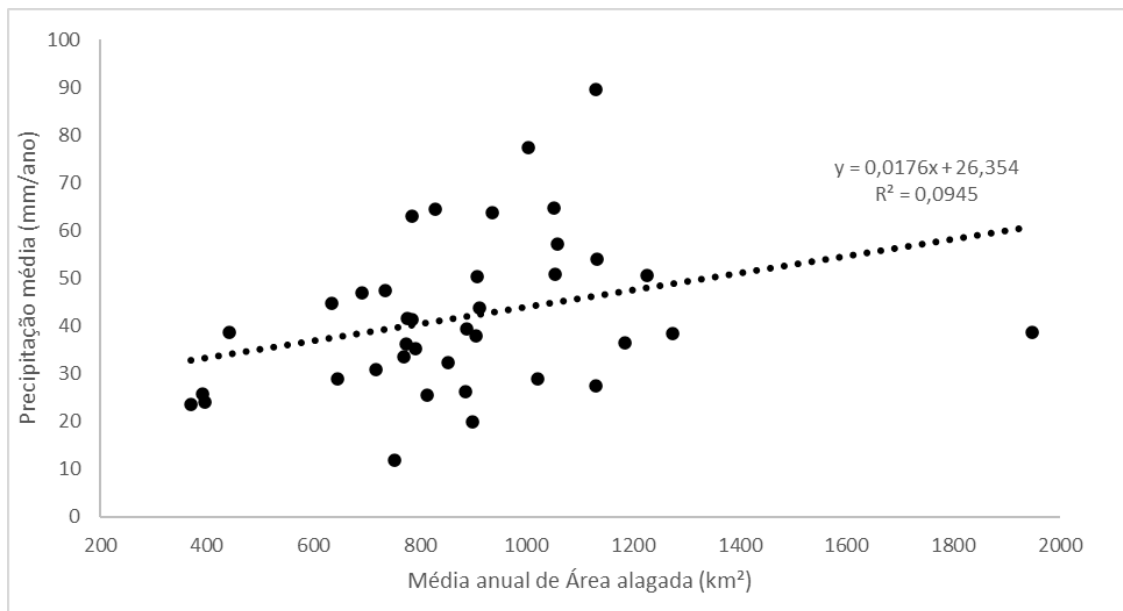


Figura 15 - Gráfico de dispersão entre os dados de precipitação e Média anual de área alagada (1986 a 2024)

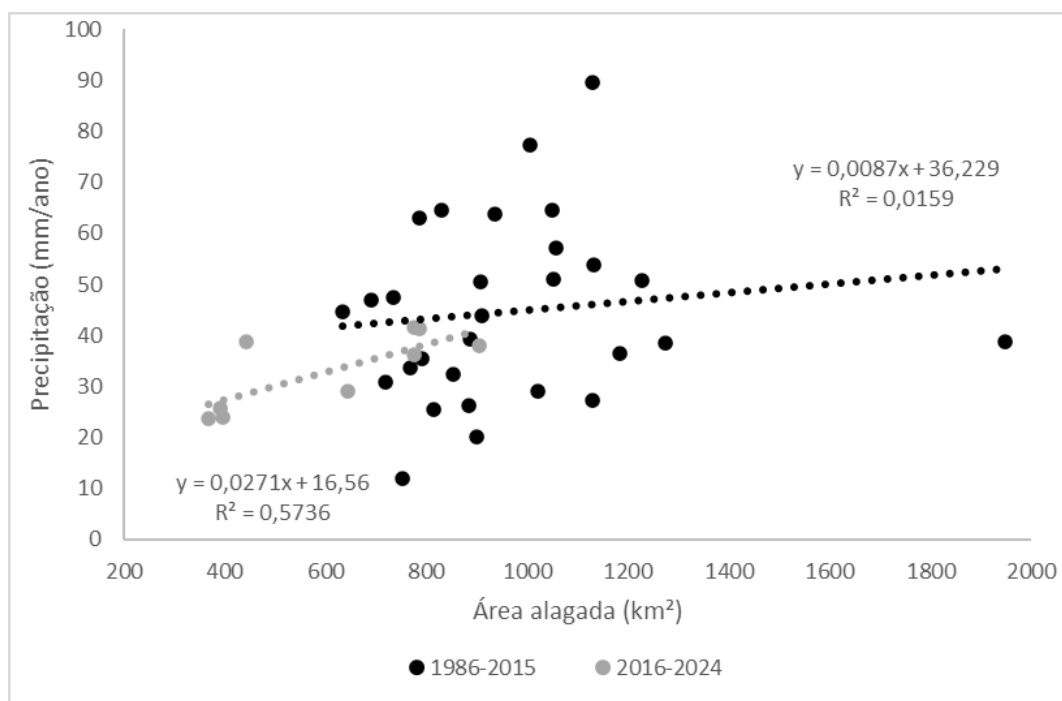


Figura 16 - Gráfico de dispersão entre os dados de precipitação e Média anual de área alagada separada nos períodos de (1986 a 2024 em preto) e (2016 a 2024 em cinza).

A baixa correlação direta de todo o período analisado pode estar associada ao comportamento de resposta retardada do sistema hidrológico, particularmente evidente nos anos mais antigos da série, nos quais variações na precipitação parecem refletir-se na área alagada apenas no ano subsequente. Este comportamento do sistema hidrológico do Pantanal foi identificado nos trabalhos de Macedo et al., (2020) e Bergier & Assine (2022), sendo este último destacando que a água que precipita em um ano influencia o balanço hídrico no ano seguinte.

Para testar formalmente essa hipótese de memória hidrológica, foi ajustado um modelo com defasagem temporal de um ano (lag-1) entre precipitação e área alagada. Nesse caso, observou-se aumento substancial da associação ($r = 0,51$), com $R^2 = 0,26$, e a relação passou a ser estatisticamente significativa ($t = 3,547$; $p = 0,00113$). Esse resultado indica que aproximadamente 26% da variabilidade interanual da área alagada pode ser explicada pela precipitação do ano anterior, evidenciando a existência de um efeito de memória hidrológica anual no sistema. Adicionalmente, foi testado um modelo baseado na média móvel de dois anos da precipitação, com o objetivo de avaliar um possível efeito cumulativo plurianual. Nesse caso, a correlação manteve-se significativa, porém sutilmente menor ($r = 0,49$; $R^2 = 0,24$; $t = 3,427$; $p = 0,00154$), reforçando a interpretação de que a dinâmica da inundação na região responde não apenas à chuva de

um único ano, mas ao acúmulo de condições hidrológicas ao longo de múltiplos anos consecutivos.

Por fim, a tendência de redução da precipitação em diferentes setores do Pantanal tem sido associada ao aumento da frequência e da intensidade de incêndios florestais (Campos et al., 2024; Souza Jr. et al., 2025), o que contribui para a degradação da cobertura vegetal, maior exposição do solo e intensificação das perdas hídricas superficiais, ajudando a explicar os valores extremamente baixos de área alagada observados nos anos mais recentes da série.

4.3.2. Área Alagada x Temperatura e Evapotranspiração

A relação entre a área alagada e a temperatura média anual, obtida a partir do produto ERA5 (Figura 17), evidencia um padrão inverso consistente ao longo da série histórica: anos mais quentes tendem a apresentar menores extensões de área inundada. Essa associação negativa apresenta correlação moderadamente forte ($r = -0,571$) e estatisticamente altamente significativa ($t = -4,175$; $p = 0,00018$), com coeficiente de determinação $R^2 = 0,3262$ (Figura 18), indicando que aproximadamente 33% da variabilidade interanual da área alagada pode ser explicada pelas variações de temperatura. Esse resultado sugere que o aquecimento regional exerce um papel relevante na modulação do pulso de inundação, em concordância com estudos que apontam a intensificação de condições mais quentes e secas no Pantanal e seus efeitos sobre a redução das áreas alagadas (Marengo et al., 2021).

A série temporal de temperatura média anual sugere uma tendência a aquecimento regional ao longo do período analisado, com aumento aproximado da ordem de 1,5–2,0 °C entre o final da década de 1980 e o início da década de 2020. Observa-se não apenas uma tendência positiva persistente, mas também uma elevação do patamar médio das temperaturas a partir do início dos anos 2000, sugerindo possível mudança de regime térmico. Ademais, nota-se a redução da ocorrência de anos relativamente frios nas últimas décadas, caracterizando um novo estado climático médio mais quente. Esse comportamento contrasta com a tendência monotônica de redução da área alagada, reforçando a interpretação de que o aquecimento regional atua como uma forçante de

longo prazo sobre a disponibilidade hídrica superficial, contribuindo para a progressiva retração do pulso de inundação na região estudada (Bergier & Assine, 2022; Nunes et al., 2025).

A relação entre a área alagada e a evapotranspiração média anual (Figura 19) apresenta comportamento distinto, caracterizado por uma associação positiva e estatisticamente significativa ($r = 0,529$; $t = 3,738$; $p = 0,00064$), com $R^2 = 0,2796$ (Figura 20), o que indica que cerca de 28% da variabilidade da área alagada está associada às variações da evapotranspiração. Esse resultado é fisicamente coerente, uma vez que maiores extensões de superfície alagada implicam maior disponibilidade de água para transferência de vapor para a atmosfera, especialmente durante períodos úmidos (Machado et al., 2016; Biudes et al., 2022).

De forma geral, os resultados estatísticos evidenciam que, embora a precipitação exerça papel importante na renovação das áreas alagadas, a combinação entre aumento da temperatura e intensificação da evapotranspiração tem contribuído para acentuar o processo de retração hídrica na região. Essa constatação reforça o caráter multifatorial da dinâmica hidrológica pantaneira, na qual fatores climáticos atuam de maneira integrada, condicionando os padrões de cheia e seca e, conseqüentemente, a disponibilidade hídrica ao longo do tempo (Pereira et al., 2021).

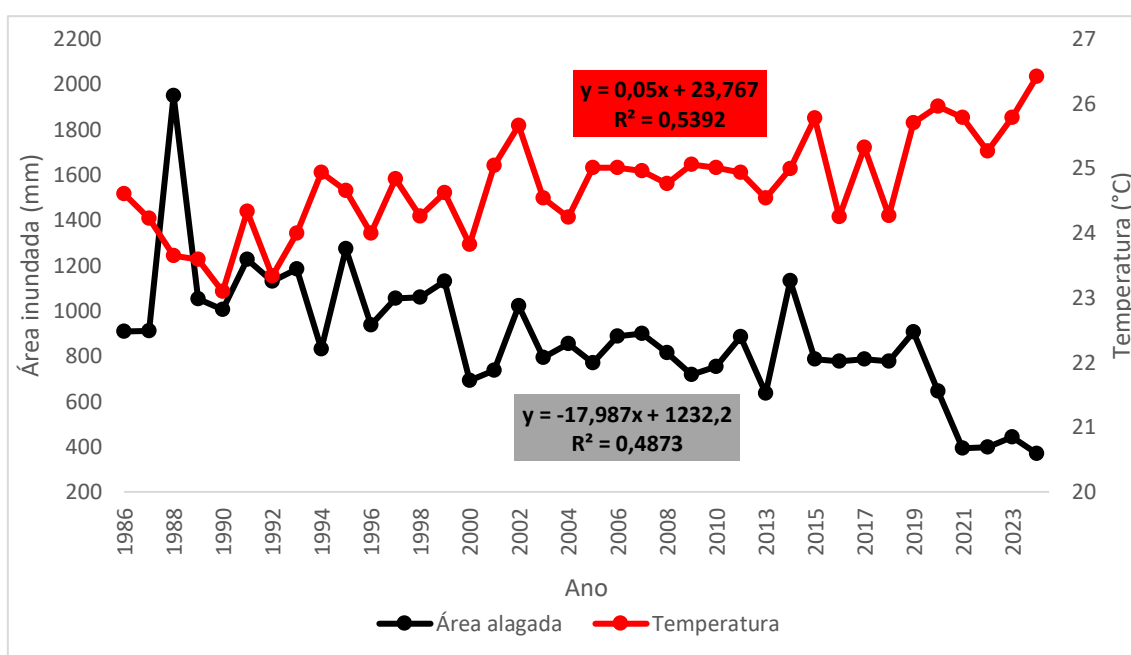


Figura 17 - Série histórica comparativa entre Média anual de área alagada x Temperatura média anual.

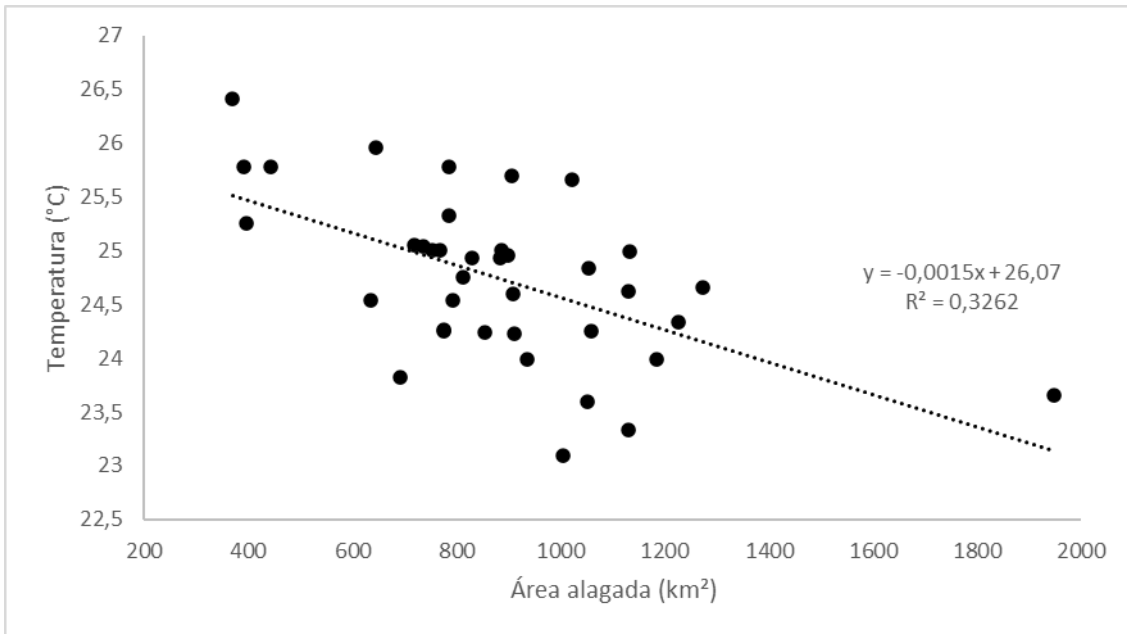


Figura 18 - Gráfico de dispersão entre Média anual de área alagada e temperatura

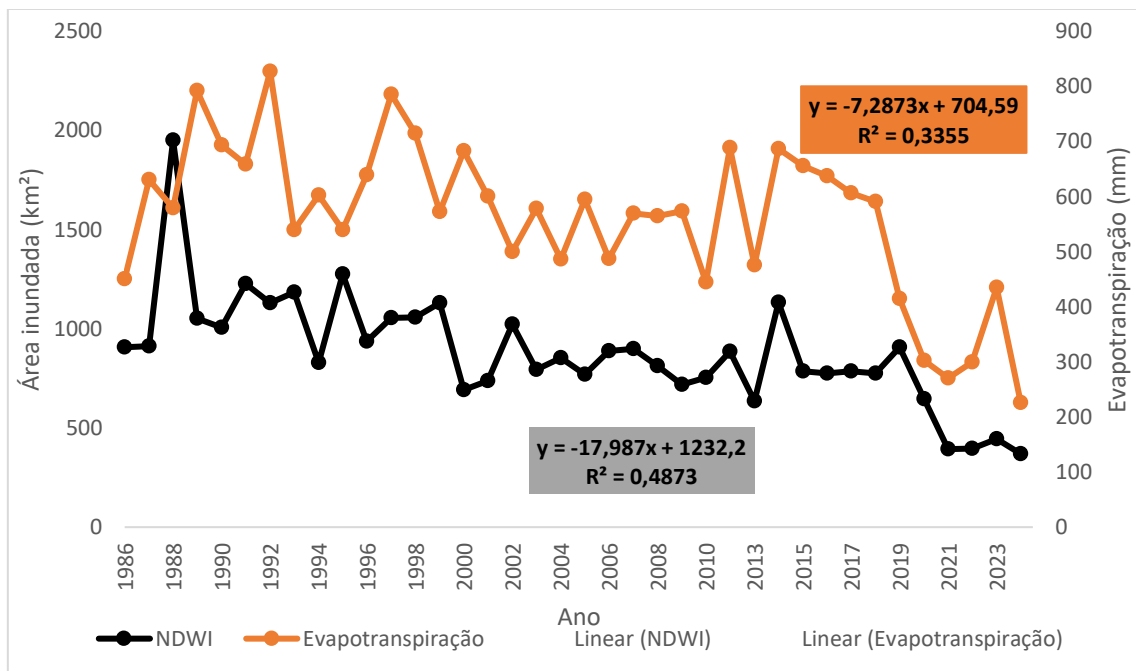


Figura 19 - Série histórica comparativa entre Média anual de área alagada x Evapotranspiração média anual.

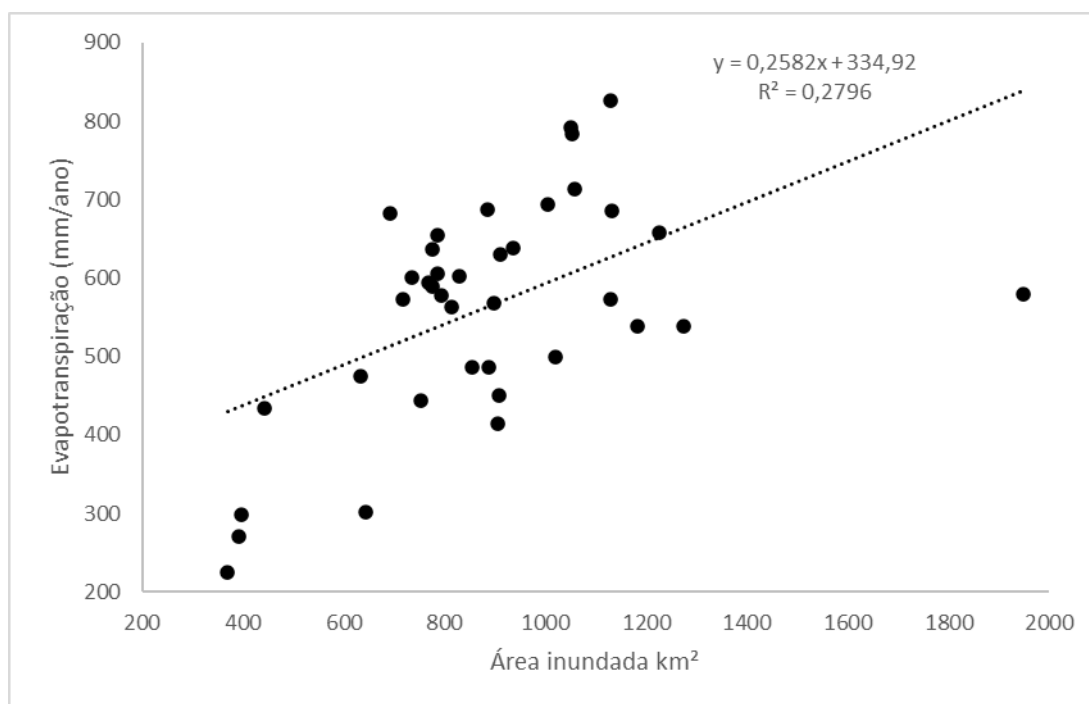


Figura 20 - Gráfico de dispersão entre Média anual de área alagada e Evapotranspiração

4.3.3. Análise Integrada das variáveis meteorológicas e área alagada por Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais (ACP) permitiu sintetizar a variabilidade conjunta entre a área alagada (NDWI), precipitação (ERA5-P), temperatura (ERA5-T) e evapotranspiração (TC-E) em dois componentes dominantes (Tabela 9), que explicam conjuntamente 84,13% da variância total dos dados, sendo 66,39% associados à PC1 e 17,74% à PC2. Esse resultado indica que a maior parte da variabilidade do sistema hidrometeorológico analisado pode ser descrita por esses dois eixos principais.

A PC1, responsável por mais de dois terços da variância total, apresenta cargas positivas relevantes para a área alagada (0,4448), a precipitação (0,4735) e a evapotranspiração (0,5449), e carga negativa para a temperatura (-0,5301). Essa configuração evidencia que a PC1 representa um gradiente hidroclimático de umidade, no qual anos caracterizados por maior precipitação e maior evapotranspiração estão associados a maiores extensões de área alagada, enquanto temperaturas mais elevadas atuam em sentido oposto, favorecendo condições mais secas e a retração das áreas inundadas (Figura 21).

A PC2, por sua vez, explica 17,74% da variância total e é dominada por um forte contraste entre área alagada, que apresenta carga negativa elevada (-0,74), e a precipitação, com carga positiva significativa (0,64), enquanto a temperatura (0,11) e a evapotranspiração (0,15) possuem contribuição secundária. Essa estrutura pode estar indicando que a PC2 está associada principalmente à dissociação temporal entre os forçantes atmosféricos e a resposta hidrológica do sistema, ou seja, a expansão ou retração das áreas alagadas não ocorre de forma instantânea em relação às variações de precipitação, mas com defasagem temporal, conforme já evidenciado no tópico 4.3.1.

O gráfico de scores da ACP (Figura 22) revela uma clara organização temporal dos anos ao longo desses dois gradientes principais. Observa-se que anos mais antigos, como 1989, 1990 e 1992, concentram-se preferencialmente no quadrante associado a valores positivos da PC1, caracterizando períodos relativamente mais úmidos, com maior influência conjunta da precipitação, da evapotranspiração e da expansão das áreas alagadas. Em contraste, ao longo da série histórica verifica-se uma tendência progressiva de deslocamento dos scores em direção a valores menores de PC1, com maior concentração dos anos recentes (2020–2024) no quadrante dominado pela variável temperatura, o que sugere a intensificação de condições mais quentes e relativamente mais secas ao longo do período analisado, em consonância com evidências de aquecimento recente reportadas na literatura.

O ano de 1988 destaca-se como um caso singular, apresentando valor de área alagada excepcionalmente elevado, o que se reflete em sua projeção mais alinhada com a direção da variável área alagada na PC2, diferenciando-se dos demais anos classificados como úmidos. Ainda assim, sua posição positiva na PC1 confirma sua associação geral a condições de elevada disponibilidade hídrica.

Tabela 9 - Valores de PCA (PC 1 e PC 2), pesos para cada variável analisada.

<i>Número da Componente Principal</i>	<i>Pesos</i>	<i>PC 1</i>	<i>PC 2</i>	<i>Variável</i>
		66.39%	17.74%	
1	2,65	0,44	-0,74	NDWI
2	0,70	0,47	0,642	ERA5(P)
3	0,35	-0,53	0,111	ERA5(T)
4	0,28	0,54	0,15	TC(E)

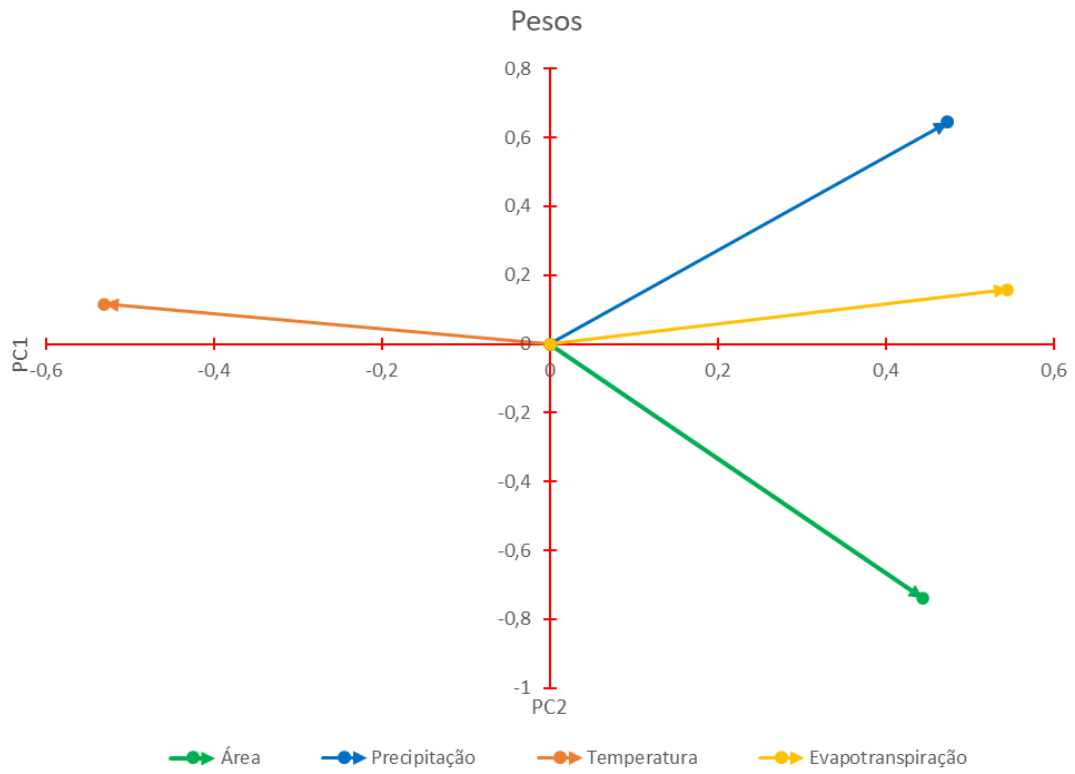


Figura 21 - Gráfico de pesos das variáveis comparadas por Componentes Principais

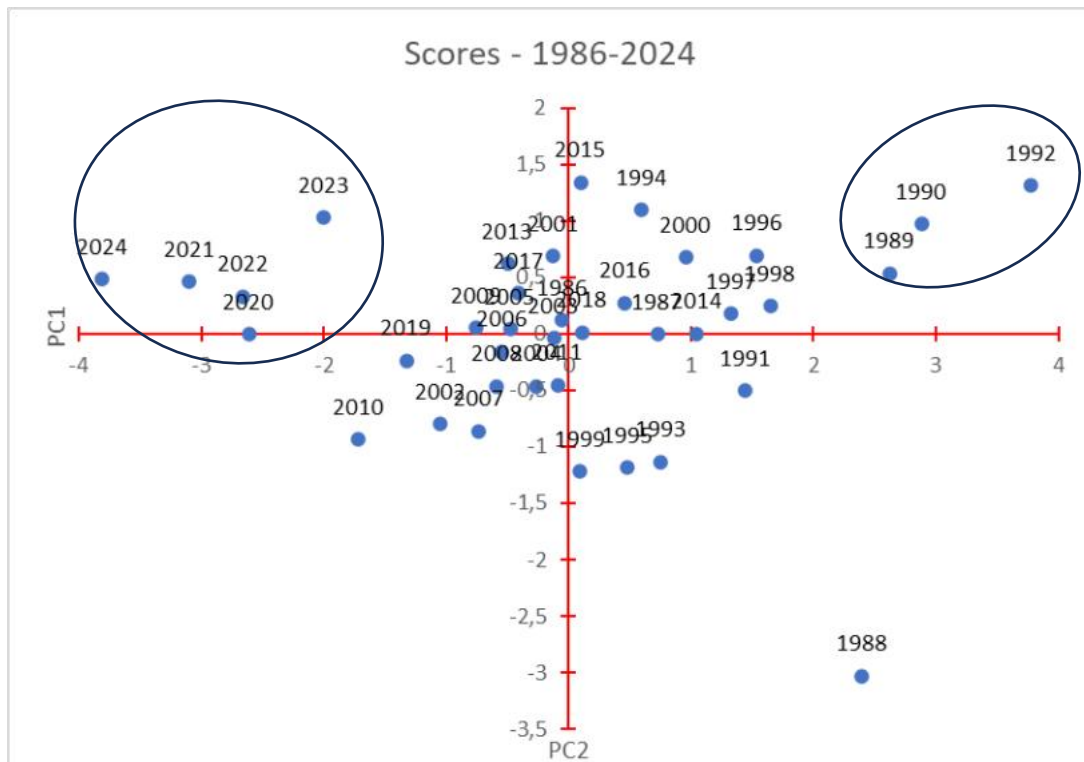


Figura 22 - Gráfico de scores para cada ano calculados por Componentes Principais

5. Implicações para a Dinâmica Hidrológica do Pantanal

Foi constatada uma redução expressiva da área alagada média anual no trecho em torno do Rio Paraguai ao longo da série histórica analisada, da ordem de aproximadamente 60%, ao se comparar o início e o final do período de estudo (de 907,397 km² em 1986 para 369,323 km² em 2024). Essa tendência é corroborada pela análise visual das imagens em composição de cores verdadeiras e das máscaras binárias de água, que evidenciam a substituição progressiva de áreas anteriormente ocupadas por canais, lagunas e ambientes permanentemente úmidos por superfícies atualmente secas ou com cobertura vegetal terrestre, em consonância com resultados reportados por Milien et al. (2023) e Merino et al. (2023).

A série histórica de precipitação média anual também indica uma redução significativa dos volumes de chuva ao longo do período analisado, especialmente nos anos mais recentes, em concordância com diversos estudos sobre o Pantanal (Marengo et al., 2015; Marengo et al., 2021; Neto & Evangelista, 2022; Nunes et al., 2025). A comparação entre a precipitação e a área alagada revela, com cautela, dois regimes distintos de resposta hidrológica: no período mais antigo da série, observa-se predominantemente uma resposta retardada da área inundada em relação às chuvas, com a área alagada refletindo o aumento ou a diminuição da precipitação do ano anterior; já nos anos mais recentes, a resposta tende a tornar-se mais imediata, sugerindo uma redução da capacidade de armazenamento e de amortecimento hidrológico do sistema. Esse comportamento é compatível com a natureza complexa da dinâmica de inundações do Pantanal, fortemente condicionada não apenas pelo regime de chuvas, mas também por fatores como solo, cobertura vegetal e mudanças no uso e cobertura da terra (Macedo et al., 2021; Bergier & Assine, 2022).

Observou-se ainda um período de forte alternância interanual entre aumento e diminuição da área alagada, particularmente entre os anos de 1993 e 1997, acompanhado por variações na precipitação em sentido oposto. Levantou-se inicialmente a hipótese de associação desse comportamento com a variabilidade da temperatura da superfície do mar no Pacífico, relacionada aos fenômenos El Niño e La Niña (Kane, 2002). No entanto, estudos mais recentes indicam que não há uma relação direta e consistente entre esses eventos e o regime de chuvas no Pantanal (Marengo et al., 2021).

A análise da temperatura média anual evidencia um aumento sistemático e acelerado nas últimas décadas, em concordância com trabalhos recentes que documentam o aquecimento regional no Pantanal (Carreira et al., 2024). Quando comparada à série de área alagada, observa-se uma relação inversa consistente, com temperaturas mais elevadas associadas a menores extensões de áreas inundadas, reforçando a interpretação de que o aquecimento regional atua como um dos principais moduladores da retração hídrica observada (Macedo, 2021; Sabino et al., 2024).

A evapotranspiração média anual, por sua vez, apresenta tendência de redução ao longo do período analisado, com variação interanual semelhante à da área alagada, comportamento já reportado em estudos anteriores (Sabino et al., 2024). Esse paralelismo reflete o papel da disponibilidade hídrica superficial como principal fator de controle da evapotranspiração total do sistema: à medida que a extensão das áreas alagadas diminui, reduz-se também a quantidade de água disponível para ser transferida para a atmosfera, incluindo o componente associado à vegetação, em consonância com Curado et al. (2024).

Do ponto de vista metodológico, o procedimento de classificação espectral associado à limiarização automática pelo método de Otsu mostrou-se eficiente e robusto, sobretudo quando aplicado ao índice NDWI, que apresentou acurácia global de 93%. Embora seja reconhecido que o NDWI tende a subestimar a extensão real das áreas alagadas (Xu, 2006), a opção por esse índice justifica-se por seu caráter mais conservador e por sua maior estabilidade frente a fontes de erro comuns em ambientes pantanosos. O MNDWI, embora produza estimativas de área mais elevadas, apresentou maior sensibilidade a ruídos e erros de classificação, o que comprometeu sua acurácia global (80%) e motivou sua não adoção como produto final. Contudo, reforça-se a adoção de estratégias de aprendizado de máquina que podem apoiar no entendimento orientado do padrão individual de cada imagem, o que pode auxiliar na extração de informações de forma fidedigna (Pimenta et al., 2025).

Os principais erros associados ao MNDWI estão relacionados a efeitos de sombra e confusão espectral com vegetação muito úmida, que em ambientes pantanosos tendem a ser classificados erroneamente como água, resultando em superestimação da área alagada. Embora a vegetação também afete o desempenho do NDWI, seus impactos concentram-se principalmente em faixas marginais de lagunas e canais, levando a uma leve

subestimação do espelho d'água, comportamento já descrito por Xu (2006) e Huang (2018).

A avaliação por meio da Matriz de Confusão confirma a superioridade do NDWI em relação ao MNDWI no contexto da área de estudo, mas também evidencia a necessidade de dados de campo (*in situ*) para uma validação mais rigorosa, o que permitiria refinar a quantificação dos erros, compreender melhor os fatores interferentes e aprimorar a definição de limiares espectrais mais adequados para ambientes pantanosos.

Em comparação aos dados do MapBiomas, ambos os índices espectrais apresentaram ser mais conservadores do que a fonte de referência, sobretudo o NDWI, sendo que esta observação pode ser explicada por diversas diferenças nos levantamentos. O MapBiomas apresenta critérios e complexos algoritmos no processo de levantamento e criação de mosaicos (Souza Júnior et al., 2025), classificação e definição de limiar baseada em Random Forest (Rosa, Rosa e Dias. 2025). O processo do presente trabalho comparado ao MapBiomas se diferencia principalmente na exclusão do período de chuvas para o levantamento, filtro de nuvens mais restritivo e definição de limiar segundo o método Otsu.

Em conjunto, os resultados indicam que as mudanças climáticas e as transformações antrópicas vêm afetando de forma direta e profunda os recursos hídricos da região do Rio Paraguai. Essa constatação é consistente com a literatura recente, que aponta a expansão da agropecuária, a supressão da vegetação nativa e o aumento da frequência e intensidade de incêndios como fatores centrais da degradação do sistema hidrológico pantaneiro (Bergier & Assine, 2022; Campos et al., 2024; Neto & Evangelista, 2022; Nunes et al., 2025).

Diante desse cenário, torna-se urgente a implementação de políticas efetivas de contenção do desmatamento e de recuperação da vegetação nativa, condição fundamental para a restauração parcial das funções hidrológicas do bioma (Arguelho, 2025). As alterações documentadas neste estudo afetam diretamente a biodiversidade, as atividades econômicas e a subsistência de milhares de pessoas que dependem do Pantanal (Bergier et al., 2018; Louzada et al., 2023; Pessi et al., 2023). Nesse contexto, trabalhos como o presente são essenciais para subsidiar o planejamento e a gestão dos recursos hídricos em

um dos sistemas úmidos mais importantes do planeta, cujas implicações ambientais e climáticas extrapolam amplamente os limites regionais (Marengo et al., 2021).

6. Análise Comparativa entre Áreas de Estudo

A presente pesquisa adota uma abordagem metodológica comparativa baseada na aplicação padronizada de índices espectrais em dois sistemas hidrologicamente contrastantes, com o objetivo de consolidar uma estratégia robusta para o mapeamento de superfícies alagadas em séries temporais longas. Essa escolha fundamenta-se no entendimento de que o desempenho de índices espectrais depende fortemente das características ambientais locais, como turbidez, presença de vegetação aquática, heterogeneidade espectral e geometria do relevo (Huang et al., 2018; Yilmaz et al., 2023; Guo et al., 2017).

Este estudo estrutura-se a partir de uma lógica de consolidação metodológica progressiva, no qual houve a seleção de imagens Landsat, pré-processamento em ambiente de nuvem (Google Earth Engine), cálculo dos índices e aplicação de limiarização automática pelo método de Otsu (Otsu, 1979), no caso do pantanal. O procedimento foi aplicado em dois contextos ambientais distintos: (i) um sistema lacustre andino de alta altitude, caracterizado por morfologia bem definida e menor interferência de vegetação emergente; e (ii) um trecho do rio Paraguai no Pantanal, marcado por dinâmica sazonal complexa, elevada turbidez, presença de vegetação aquática e transições difusas entre ambientes terrestres e aquáticos.

A estratégia metodológica integrada evidenciou comportamentos distintos dos índices espectrais conforme o contexto ambiental analisado. No Lago Chungará, sistema lacustre andino de alta altitude, com morfologia bem delimitada, bordas definidas e baixa interferência de vegetação emergente, a aplicação do NDWI apresentou separação clara entre água e não-água, com histogramas bimodais bem definidos e reduzida sobreposição espectral. A menor heterogeneidade ambiental e a ausência de extensas zonas de transição facilitaram a extração da superfície de água, tornando o processo metodologicamente mais direto e com menor necessidade de ajustes finos. Em contraste, no Pantanal, a dinâmica sazonal do pulso de inundação, a presença de vegetação aquática e macrófitas, solos saturados, águas turvas e extensas áreas de transição água-terra produziram distribuições espectrais complexas e frequentemente unimodais ou com forte sobreposição entre classes. Nesse ambiente, a simples aplicação do índice mostrou-se insuficiente, exigindo comparação sistemática entre NDWI e MNDWI, avaliação por matriz de confusão, seleção criteriosa do índice mais robusto e aplicação da limiarização

automática pelo método de Otsu para minimizar erros de sub e superestimativa. Assim, enquanto o estudo no Chungará cumpriu papel de consolidação operacional da estratégia de processamento, o Pantanal representou o verdadeiro teste de robustez metodológica, demandando refinamento analítico, validação estatística e integração com variáveis meteorológicas para interpretação consistente dos resultados.

Nesse sentido, o sistema lacustre foi utilizado como ambiente de referência estrutural, permitindo observar o comportamento dos índices sob condições de menor interferência espectral, enquanto o Pantanal representou o cenário de aplicação em condições de maior complexidade hidrológica e ambiental. A análise comparativa concentrou-se em três aspectos principais:

1. Comportamento dos histogramas espectrais, avaliando a separabilidade entre classes água e não-água;
2. Estabilidade do limiar automático de Otsu, no caso do Pantanal, observando sua sensibilidade à variabilidade ambiental;
3. Consistência espacial e temporal das áreas extraídas, considerando possíveis ruídos associados a vegetação aquática, sombras e turbidez.

Essa estratégia permite compreender não apenas qual índice apresentou melhor desempenho em termos de acurácia, mas qual demonstrou maior estabilidade metodológica ao longo do tempo e sob diferentes condições ambientais. A literatura aponta que métricas tradicionais de acurácia, embora importantes, nem sempre capturam a consistência temporal do método em séries extensas (Gao, 2015; Pekel et al., 2016). Assim, a comparação entre áreas amplia a análise para além da avaliação local de desempenho, incorporando a dimensão da robustez metodológica.

Ao comparar o desempenho dos índices espectrais em ambientes com diferentes níveis de complexidade hidrológica, torna-se possível selecionar a abordagem mais consistente para aplicação em séries temporais longas no Pantanal, reforçando a confiabilidade das análises subsequentes que relacionam área alagada e variáveis meteorológicas. Dessa forma, a consolidação metodológica proposta contribui para reduzir incertezas associadas ao mapeamento automático de superfícies alagadas em ambientes sazonalmente inundáveis e de elevada heterogeneidade espacial, preenchendo uma lacuna identificada

na literatura quanto à ausência de avaliações comparativas sistemáticas em séries históricas extensas (Huang et al., 2018; Yilmaz et al., 2023; Che et al., 2025).

7. Conclusões

Os resultados e as análises realizadas neste trabalho demonstram de maneira clara que a média de área alagada na região do rio Paraguai, Pantanal vem diminuindo drasticamente nas últimas décadas e as mudanças climáticas possuem relação direta. A interferência antrópica é conhecida como um dos fatores determinantes que afetam o Pantanal de maneira negativa, por meio do desmatamento para produção de monocultura e agropecuária. Estas ações alteram o Bioma de maneira significativa, tendo por consequência a diminuição da área alagada no Pantanal, influenciando no surgimento de períodos extremos de seca e de altas temperaturas.

O método de análise espectral automática demonstrou possuir limitações relacionadas à morfologia do ambiente, como em interferências causadas por declividade e vegetação, comprovadas pelos falsos positivos causadas por sombras e áreas muito úmidas. Estes aspectos fazem com que diminua a precisão de ambos os índices espectrais aplicados, porém ainda assim mantiveram a acurácia global em níveis satisfatórios.

Ainda sobre a acurácia dos índices espectrais, quando aplicados em ambientes áridos, os métodos apresentam maior eficácia, verificado nas datas mais recentes em que foram registradas as épocas mais secas no Pantanal. Este comportamento por exemplo foi identificado no estudo sobre o Lago Chungará, ambiente árido com menos elementos interferentes, com menor presença de vegetação, ausência estruturas naturais que formassem sombras ou ambientes muito úmidos além do lago.

Comparando os resultados ao MapBiomas concluiu-se que a metodologia aplicada na presente pesquisa demonstrou ser mais conservadora nos resultados, isso ocorre pois a janela temporal e a seleção de imagens neste trabalho são mais restritivas. Porém nota-se que a variação dos valores de média anual de área alagada é próxima aos dados de referência, expondo que os procedimentos aplicados têm potencial para serem utilizados em trabalhos futuros em outros ambientes complexos como o Pantanal.

O mapeamento por séries históricas demonstrou ser uma técnica muito útil na avaliação das mudanças espaço-temporais em ambientes sensíveis como o Pantanal, porém os métodos tradicionais, ainda amplamente utilizados, apresentam limitações. A aplicação de índices espectrais para quantificação de áreas alagadas como o NDWI e MNDWI apresentam ser de fácil compreensão e de aplicação, mas os erros clássicos apresentados pelos índices exigem mais cuidado nas interpretações em ambientes

complexos. Deve-se considerar a utilização de índices mais desenvolvidos e criteriosos auxiliados por técnicas suplementares como na área de *Machine Learning*, visando maior precisão em futuras classificações. O método proposto no presente trabalho se demonstrou satisfatório na avaliação da variação do espelho d'água em regiões complexas como o Pantanal, porém ainda há técnicas e procedimentos diferentes que precisam ser testados para que se alcance resultados mais robustos. A inclusão de imagens harmonizadas do produto HLS (Harmonized Landsat Sentinel-2) podem ajudar aumentar a quantidade do acervo de datas, podendo incluir períodos mais longos de levantamento. Dados de radar podem ajudar a suprir a lacuna de dados nos períodos mais chuvosos, visto que essa técnica contorna as nuvens, que são a principal problemática para os sensores ópticos.

A plataforma GEE demonstrou ser de grande utilidade no processamento de grandes volumes de imagens, dependendo do conhecimento em Sensoriamento Remoto mesclado com programação para a obtenção de dados importantes para o monitoramento ambiental. Os dados atmosféricos disponíveis na plataforma são de suma importância para ambientes de difícil acesso e escassos dados *in situ* como no Pantanal, não descartando a necessidade de dados contínuos levantados em campo, importantes para garantir a robustez de pesquisas futuras.

Devido à complexidade do Pantanal, os dados atmosféricos aqui apresentados explicam em boa parte a variação de área alagada, aumentando a compreensão da dinâmica natural no Bioma, reforçando o que se foi interpretado em outros estudos referenciados. Porém o entendimento sobre a dinâmica hídrica no Pantanal ainda não se faz completa, reforçando a necessidade de estudos em outras áreas de pesquisa voltadas para trabalhos em campo. Por exemplo, a compreensão da dinâmica do solo da área com as chuvas, podendo explicar de maneira mais clara a defasagem temporal entre volume precipitado e área alagada, ainda mais no contexto dos próximos anos que tendem a ser mais secos, afetando no processo natural de alagamento no Pantanal.

Atualmente o bioma sofre com variadas interferências humanas em prol do avanço econômico na área da agropecuária, sobrepondo os interesses de comunidades tradicionais que dependem do Pantanal para manterem a sua subsistência. Logo se faz necessárias ações de melhor administração dos recursos naturais da região, a fim de alcançar o desenvolvimento sustentável no Pantanal, bioma este que possui importante papel no equilíbrio climático no Brasil. Se faz necessária a implementação de planos de

gestão de recursos hídricos, ações mais amplas de contenção do desmatamento, reforço na preservação e ações de recuperação do Bioma, visando o alcance das condições climáticas naturais do Pantanal.

Em síntese, o presente trabalho evidencia que a variabilidade espacial no Pantanal constitui um grande desafio analítico, pois trata-se de um estudo de elevada complexidade por conta do próprio bioma. Essa observação é reforçada por de outros autores também citados na presente pesquisa, destacando que a imprevisibilidade do mosaico de ambientes é resultado de uma série de causas interdependentes, onde fatores geológicos e hidrológicos são tão importantes quanto os climáticos. Dessa forma, a conclusão que se impõe é que compreender essa complexidade depende de abordagens multidisciplinares, incluindo a aplicação do método apresentado em outros ambientes variados. Esta medida pode ajudar a encontrar limitações e medidas que enriquecem o conhecimento sobre técnicas de monitoramento ambiental por meio de imagens de satélite.

Referências

ABATZOGLOU, J. T., DOBROWSKI, S. Z., PARKS, S. A., HEGEWISCH, K. C. TerraClimate, a high-resolution global dataset of monthly climate and climatic water balance from 1958–2015. *Scientific Data*, v. 5, 2018. DOI: 10.1038/sdata.2017.191

ACHARKI, S. PlanetScope contributions compared to Sentinel-2, and Landsat-8 for LULC mapping. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, v. 27, 2022. DOI: 10.1016/j.rsase.2022.100774

ACHARYA, T. D., SUBEDI, A., HUANG, H., LEE, D. H. Application of Water Indices in Surface Water Change Detection using Landsat Imagery in Nepal. *Sensors and Materials*, v. 31, n. 5, p. 1429-1447, 2019. DOI: 10.18494/SAM.2019.2264

AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS (ANA). Hidroweb: Sistemas de informações hidrológicas. 2025. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br>. Acesso em: set. 2025.

ALSDORF, D. E., LETTENMAIER, D. P. Tracking fresh water from space. *Science*, v. 301, n. 5635, p. 1492-1494, 2003. DOI: 10.1126/science.1089802

ALVES, R. J. V., SILVA, N. G., OLIVEIRA, J. A., MEDEIROS, D. Circumscribing campo rupestre – megadiverse Brazilian rocky montane savannas. *Brazilian Journal of Biology*, v. 74, n. 2, p. 355-362, 2014. DOI: 10.1590/1519-6984.23212

AMRI, S. Z. Comparison of systematic unaligned sampling designs for estimating land uses. Oregon State University. 1989. Disponível em: <http://hdl.handle.net/1957/30986>

ARGUELHO, J. S. Delimitação de áreas prioritárias para a restauração ecológica diante das mudanças climáticas no Pantanal, Brasil. 2025. 503 f. Tese (Doutorado em Desenvolvimento Sustentável) — Universidade de Brasília, Brasília, 2025. Disponível em: <https://repositorio.unb.br/handle/10482/52791>

ASSINE, M. L. et al. The Quaternary alluvial systems tract of the Pantanal Basin, Brazil. *Brazilian Journal of Geology*, v. 45, n. 3, p. 475-489, 2015. DOI: 10.1590/2317-4889201520150014

ASSINE, M. L. et al. Avulsive Rivers in the Hydrology of the Pantanal Wetland. In: BERGIE, I.; ASSINE, M. L. (Ed.). **Dynamics of the Pantanal Wetland in South America**. Springer, 2015. DOI: 10.1007/698_2015_351

BAJGAIN, R. et al. Sensitivity analysis of vegetation indices to drought over two tallgrass prairie sites. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 108, p. 151-160, 2015. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.07.004

BANKO, G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data and of Methods Including Remote Sensing Data in Forest Inventory. 1998. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/23738314_A_Review_of_Assessing_the_Accuracy_of_Classifications_of_Remotely_Sensed_Data_and_of_Methods_Including_Remote_Sensing_Data_in_Forest_Inventory

BENESTAD, R. E. et al. Global hydro-climatological indicators and changes in the global hydrological cycle and rainfall patterns. *PLOS Climate*, v. 1, n. 6, e0000029, 2022. DOI: 10.1371/journal.pclm.0000029

BERGIER, I., ASSINE, M. L. Functional fluvial landforms of the Pantanal: Hydrologic trends and responses to climate changes. *Journal of South American Earth Sciences*, v. 119, 103977, 2022. DOI: 10.1016/j.jsames.2022.103977

BERGIER, I. et al. Amazon rainforest modulation of water security in the Pantanal wetland. *Science of The Total Environment*, v. 619-620, p. 1116-1125, 2018. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.11.163

BIUDES, M. S. et al. Evapotranspiration Seasonality over Tropical Ecosystems in Mato Grosso, Brazil. *Remote Sensing*, v. 14, n. 10, 2482, 2022. DOI: 10.3390/rs14102482

BRAS, A. M. F., FERREIRA, C. C., BONI, P. V. Estimativa de umidade superficial do solo por índice espectral no Pantanal brasileiro. *GeoNordeste*, v. 36, n. 1, p. 170-187, 2025. DOI: 10.33360/RGN.2318-2695.2025.i1.p.170-187

CAMPOS, A. N. S. Pantanal 2012 a 2021: Uma década em chamás. 2024. Tese (Doutorado em Meio Ambiente e Desenvolvimento Regional) — Universidade Anhanguera – UNIDERP, Campo Grande, 2024. Disponível em: <https://repositorio.pgsscogna.com.br/handle/123456789/67598>

CARREIRA, J. C. C., NEVES, J. J. O., NEVES, M. O. Mudanças climáticas futuras sobre precipitação e temperatura na ecorregião do Pantanal. In: CONGRESSO ÁREA ÚMIDAS, 5., 2024, Cuiabá. *Anais [...]*. Cuiabá: UFMT, 2024. Disponível em: https://www.sisgeenco.com.br/anais/conbrau/2024/arquivos/GT2_COM_37_104_2_0240801140228.pdf

CASTAGNA, D. et al. Evapotranspiration Assessment by Remote Sensing in Brazil with Focus on Amazon Biome: Scientometric Analysis and Perspectives for Applications in Agro-Environmental Studies. *Hydrology*, v. 11, n. 3, 39, 2024. DOI: 10.3390/hydrology11030039

CHE, L., LI, S., LIU, X. Improved surface water mapping using satellite remote sensing imagery based on optimization of the Otsu threshold and effective selection of remote-sensing water index. *Journal of Hydrology*, v. 654, 132771, 2025. DOI: 10.1016/j.jhydrol.2025.132771

CHEN, L. et al. The Application of Remote Sensing Technology in Inland Water Quality Monitoring and Water Environment Science: Recent Progress and Perspectives. *Remote Sensing*, v. 17, n. 4, 667, 2025. DOI: 10.3390/rs17040667

COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1960. DOI: 10.1177/001316446002000104

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

CONGALTON, R. G., GREEN, K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices. 3. ed. Boca Raton: CRC Press, 2019. DOI: 10.1201/9780429052729

CONGALTON, R. G., OODERWARD, R. G., MEAD, R. A. Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate statistical techniques. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 49, n. 12, p. 1671-1678, 1983. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/279928448_Assessing_Landsat_Classification_Accuracy_Using_Discrete_Multivariate_Statistical_Techniques

COSTA, M. P. F., TELMER, K. H. Utilizing SAR imagery and aquatic vegetation to map fresh and brackish lakes in the Brazilian Pantanal wetland. *Remote Sensing of Environment*, v. 105, n. 3, p. 204-213, 2006. DOI: 10.1016/j.rse.2006.06.014

CRETAUX, J.-F. et al. Inland Surface Waters Quantity Monitored from Remote Sensing. *Surveys in Geophysics*, v. 44, p. 1-34, 2023. DOI: 10.1007/s10712-023-09803-x

CURADO, L. F. A. et al. Avaliação da variação mensal da temperatura, umidade relativa do ar e de evapotranspiração no Pantanal Mato-Grossense. *Caderno Pedagógico*, v. 21, n. 8, e7135, 2024. DOI: 10.54033/cadpedv21n8-236

DALLACORT, R., NEVES, S. M. A. S., NUNES, M. C. M. Variabilidade da Temperatura e das Chuvas de Cáceres/Pantanal Mato-Grossense - Brasil. *Geografia*, Londrina, v. 23, n. 1, p. 21-33, 2014. DOI: 10.5433/2447-1747.2014v23n1p21

DAMASCENO JÚNIOR, G. A. Estudo Florístico e Fitossociológico de um Gradiente Altitudinal no Maciço Urucum – Mato Grosso do Sul – Brasil. 2005. Tese (Doutorado em Biologia Vegetal) — Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005. DOI: 10.47749/T/UNICAMP.2005.333824

DE SOUSA, B. R. et al. Pantanal wetland wildfires are associated with drought in interconnected biomes. *Natural Hazards*, 2025. DOI: 10.1007/s11069-025-07446-2

DIAS, L. S. et al. Relação entre volume de chuva e área de lagos de bacias endorreicas utilizando geoprocessamento: estudo de caso do lago Chungará. *Caminhos de Geografia*, Uberlândia, v. 26, n. 105, p. 130-144, 2025. DOI: 10.14393/RCG2610575798

DONCHYTS, G. et al. A 30 m Resolution Surface Water Mask Including Estimation of Positional and Thematic Differences Using Landsat 8, SRTM and OpenStreetMap: A Case Study in the Murray-Darling Basin, Australia. *Remote Sensing*, v. 8, n. 5, 386, 2016. DOI: 10.3390/rs8050386

DOS SANTOS, J. S. et al. Mapeamento de áreas alagadas no Bioma Pantanal a partir de dados multitemporais TERRA/MODIS. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE

SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais** [...]. São José dos Campos: INPE, 2009. p. 961-970. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/266276469_Mapeamento_de_areas_alagadas_no_Bioma_Pantanal_a_partir_de_dados_multitemporais_TERRAMODIS

ESCOBAR, I. P. et al. Reprocessamento digital das imagens SLAR geradas pelos Projetos RADAM e RADAMBRASIL, Projeto RADAM-D. *In: SIMPOSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO*, 12., 2005, Goiânia. **Anais** [...]. Goiânia: INPE, 2005. p. 4395-4397. Disponível em: <https://rigeo.sgb.gov.br/handle/doc/636>

EVANS, T. L. et al. Using ALOS/PALSAR and RADARSAT-2 to Map Land Cover and Seasonal Inundation in the Brazilian Pantanal. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 3, n. 4, p. 560-575, 2010. DOI: 10.1109/JSTARS.2010.2089042

FEKETE, B. M. et al. Time for in situ renaissance. *Science*, v. 349, n. 6249, p. 685-686, 2015. DOI: 10.1126/science.aac7358

FERREIRA, J. C., PATINO, C. M. What does the p value really mean? *Jornal Brasileiro de Pneumologia*, v. 41, n. 5, p. 485, 2015. DOI: 10.1590/S1806-37132015000000215

FEYISA, G. L. et al. Automated Water Extraction Index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 140, p. 23-35, 2014. DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029

FISHER, A., FLOOD, N., DANAHAR, T. Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia. *Remote Sensing of Environment*, v. 175, p. 167-182, 2016. DOI: 10.1016/j.rse.2015.12.055

FUNK, C. et al. The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, v. 2, 150066, 2015. DOI: 10.1038/sdata.2015.66

FURTADO, M. D. S. C. et al. The Hydrological Cycle of the Lower Amazon in Brazil Determines the Variation in Local Fishing Patterns. *Fishes*, v. 8, n. 7, 371, 2023. DOI: 10.3390/fishes8070371

GAO, H. Satellite remote sensing of large lakes and reservoirs: from elevation and area to storage. *WIREs Water*, v. 2, n. 2, p. 147-157, 2015. DOI: 10.1002/wat2.1065

GONÇALVES, H. C., MERCANTE, M. A., SANTOS, E. T. Hydrological cycle. *Brazilian Journal of Biology*, v. 71, n. 1, p. 241-253, 2011. DOI: 10.1590/S1519-69842011000200003

GORELICK, N. et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, v. 202, p. 18-27, 2017. DOI: 10.1016/j.rse.2016.12.031

GUIMARÃES, D. P. et al. Caracterização das chuvas no Pantanal Mato-grossense. *In: SIMPÓSIO DE GEOTECNOLOGIAS NO PANTANAL*, 7., 2018, Jardim. **Anais [...]**. Campinas: Embrapa Informática Agropecuária, 2018. p. 555-562. Disponível em: <http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGPDW34M/46TGHL8>

GUO, Q. et al. A weighted normalized difference water index for water extraction using Landsat imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v. 38, n. 19, p. 5430-5445, 2017. DOI: 10.1080/01431161.2017.1341667

HAMILTON, S. K., SIPPEL, S. J., MELACK, J. M. Comparison of inundation patterns among major south American floodplains. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, v. 107, n. D20, 8038, 2002. DOI: 10.1029/2000JD000306

HANSEN, M. C. et al. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, v. 342, n. 6160, p. 850-853, 2013. DOI: 10.1126/science.1244693

HUANG, C. et al. Detecting, Extracting, and Monitoring Surface Water From Space Using Optical Sensors: A Review. *Reviews of Geophysics*, v. 56, n. 2, p. 333-360, 2018. DOI: 10.1029/2018RG000598

HUANG, L. K., WANG, M. J. J. Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness. *Pattern Recognition*, v. 28, n. 1, p. 41-51, 1995. DOI: 10.1016/0031-3203(94)E0043-K

JIN, K. et al. Quantifying Long Term (2000–2020) Water Balances Across Nepal by Integrating Remote Sensing and an Ecohydrological Model. *Remote Sensing*, v. 17, n. 11, 1819, 2025. DOI: 10.3390/rs17111819

JOLLIFFE, I. T. Principal Components Used with Other Multivariate Techniques. *In: Principal Component Analysis*. Springer Series in Statistics. New York: Springer, 1986. DOI: 10.1007/978-1-4757-1904-8_9

JUNQUEIRA, R. et al. Hydrological modeling using remote sensing precipitation data in a Brazilian savanna basin. *Journal of South American Earth Sciences*, v. 115, 103773, 2022. DOI: 10.1016/j.jsames.2022.103773

JUNK, W. J., CUNHA, C. N. Pantanal: a large South American wetland at a crossroads. *Ecological Engineering*, v. 24, n. 4, p. 391-401, 2005. DOI: 10.1016/j.ecoleng.2004.11.012

JUNK, W. J. et al. Current state of knowledge regarding the world's wetlands and their future under global climate change: a synthesis. *Aquatic Sciences*, v. 75, n. 1, p. 151-167, 2013. DOI: 10.1007/s00027-012-0278-z

KANE, R. P. Prediction of southern oscillation index using spectral components. *MAUSAM*, v. 53, n. 2, p. 165-176, 2002. DOI: 10.54302/mausam.v53i2.1632

KARAKUS, P. Detection of Water Surface Using Canny and Otsu Threshold Methods with Machine Learning Algorithms on Google Earth Engine: A Case Study of Lake Van. *Applied Sciences*, v. 15, n. 6, 2903, 2025. DOI: 10.3390/app15062903

LACAUX, J. P. et al. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing: Application to Rift Valley Fever epidemics in Senegal. *Remote Sensing of Environment*, v. 106, n. 1, p. 66-74, 2007. DOI: 10.1016/j.rse.2006.07.012

LAONAMSAI, J. et al. Utilizing NDWI, MNDWI, SAVI, WRI, and AWEI for Estimating Erosion and Deposition in Ping River in Thailand. *Hydrology*, v. 10, n. 3, 70, 2023. DOI: 10.3390/hydrology10030070

LI, J., SHENG, Y. An automated scheme for glacial lake dynamics mapping using Landsat imagery and digital elevation models: a case study in the Himalayas. *International Journal of Remote Sensing*, v. 33, n. 16, p. 5194-5213, 2012. DOI: 10.1080/01431161.2012.657370

LI, C. H., TAM, P. K. S. An iterative algorithm for minimum cross entropy thresholding. *Pattern Recognition Letters*, v. 19, n. 8, p. 771-776, 1998. DOI: 10.1016/S0167-8655(98)00057-9

LI, X. et al. High Precision Extraction of Surface Water from Complex Terrain in Bosten Lake Basin Based on Water Index and Slope Mask Data. *Water*, v. 14, n. 18, 2809, 2022. DOI: 10.3390/w14182809

LILLESAND, T. M., KIEFER, R. W., CHIPMAN, J. W. Remote sensing and image interpretation. 6. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2008. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=AFHDCAAQBAJ&printsec=frontcover&hl=pt-BR#v=onepage&q&f=false>

LIRA, S. A., NETO, A. C. Coeficientes de correlação para variáveis ordinais e dicotômicas derivados do coeficiente linear de Pearson. *Ciência & Engenharia*, v. 15, n. 1/2, p. 45-53, 2006. Disponível em: <https://silo.tips/download/coeficientes-de-correlacao-para-variaveis-ordinais-e-dicotomicas-derivados-do-coe>

LIU, S., QIU, J., LI, F. A Remote Sensing Water Information Extraction Method Based on Unsupervised Form Using Probability Function to Describe the Frequency Histogram of NDWI: A Case Study of Qinghai Lake in China. *Water*, v. 16, n. 12, 1755, 2024. DOI: 10.3390/w16121755

LIU, S. et al. Comparing water indices for Landsat data for automated surface water body extraction under complex ground background: a case study in Jilin province. *Remote Sensing*, v. 15, n. 6, 1678, 2023. DOI: 10.3390/rs15061678

LOBELL, D. B. et al. A scalable satellite-based crop yield mapper. *Remote Sensing of Environment*, v. 164, p. 324-333, 2015. DOI: 10.1016/j.rse.2015.04.021

LOUZADA, R. O. et al. River channel avulsion in the Taquari River megafan of the Brazilian Pantanal: Remote sensing and modeling reveal recent and future changes. *Applied Geography*, v. 155, 102955, 2023. DOI: 10.1016/j.apgeog.2023.102955

MACEDO, H. A. et al. Balanço hídrico da Bacia do Alto Paraguai, hidrologia do Pantanal e mudanças climáticas. *In: REZENDE, C. H. W., SACRAMENTO, P. A., MIRANDA, Y. C. (Ed.). Pesquisas Multidisciplinares Aplicadas Ao Meio Ambiente.* v. 1. São Paulo: Bookerfield, 2021. p. 28-41. DOI: 10.53268/BKF21060800

MACHADO, N. G. et al. Sazonalidade do Balanço de Energia e Evapotranspiração em Área Arbustiva Alagável no Pantanal Mato-Grossense. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 31, n. 1, p. 82-91, 2016. DOI: 10.1590/0102-778620140164

MAPBIOMAS. ATBD – Algorithm Theoretical Base Document & Results. Water – Appendix. Collection 3. Version 1. São Paulo: MapBiomass, 2023. Disponível em: https://brasil.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/4/2024/06/ATBD_Agua.docx.pdf

MARENGO, J. A. et al. Recent developments on the South American monsoon system. *International Journal of Climatology*, v. 32, n. 1, p. 1-21, 2012. DOI: 10.1002/joc.2254

MARENGO, J. A., ALVES, L. M., TORRES, R. R. Regional climate change scenarios in the Brazilian Pantanal watershed. *Climate Research*, v. 68, n. 2-3, p. 201-213, 2016. DOI: 10.3354/cr01324

MARENGO, J. A., SAMPAIO, G., ALVES, L. M. Climate change scenarios in the Pantanal. *In: BERGIE, I.; ASSINE, M. L. (Ed.). Dynamics of the Pantanal Wetland in South America.* Springer, 2015. p. 227-238. DOI: 10.1007/698_2015_357

MARENGO, J. A. et al. Extreme Drought in the Brazilian Pantanal in 2019–2020: Characterization, Causes, and Impacts. *Frontiers in Water*, v. 3, 639204, 2021. DOI: 10.3389/frwa.2021.639204

MARTINS, E. G. M. Coeficiente de correlação amostral. *Revista de Ciência Elementar*, v. 2, n. 2, 042, 2014. DOI: 10.24927/rce2014.042

MASHALA, M. J. et al. A Systematic Review on Advancements in Remote Sensing for Assessing and Monitoring Land Use and Land Cover Changes Impacts on Surface Water Resources in Semi-Arid Tropical Environments. *Remote Sensing*, v. 15, n. 16, 3926, 2023. DOI: 10.3390/rs15163926

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. DOI: 10.1080/01431169608948714

MERINO, E. R. et al. O Pantanal e o limiar das águas: a intrínseca relação entre inundação, vegetação e geomorfologia. *In: SIMPÓSIO NACIONAL DE GEOMORFOLOGIA*, 14., 2023, Corumbá. *Anais [...]*. Corumbá: SINAGEO, 2023. Disponível em: <https://www.sinageo.org.br/2023/trabalhos/14/785-26.html>

McNALLY, A. et al. A land data assimilation system for sub-Saharan Africa food and water security applications. *Scientific Data*, v. 4, 170012, 2017. DOI: 10.1038/sdata.2017.12

MILIEN, J. E. et al. Hydrological Dynamics of the Pantanal, a Large Tropical Floodplain in Brazil, Revealed by Analysis of Sentinel-2 Satellite Imagery. *Water*, v. 15, n. 12, 2180, 2023. DOI: 10.3390/w15122180

MOREIRA, R. M., DOS SANTOS, B. C., SANCHES, R. G. Trend analysis of precipitation for protected areas and pasturelands in southwest Amazônia between 1998 and 2019. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, v. 29, 100901, 2023. DOI: 10.1016/j.rsase.2022.100901

MUNYATI, C. Use of Principal Component Analysis (PCA) of Remote Sensing Images in Wetland Change Detection on the Kafue Flats, Zambia. *Geocarto International*, v. 19, n. 3, p. 11-22, 2004. DOI: 10.1080/10106040408542313

MUSA, Z. N., POPESCU, I., MYNETT, A. A review of applications of satellite SAR, optical, altimetry and DEM data for surface water modelling, mapping and parameter estimation. *Hydrology and Earth System Sciences*, v. 19, n. 8, p. 3755-3769, 2015. DOI: 10.5194/hess-19-3755-2015

NETO, N. M., EVANGELISTA, H. Human Activity Behind the Unprecedented 2020 Wildfire in Brazilian Wetlands (Pantanal). *Frontiers in Environmental Science*, v. 10, 888578, 2022. DOI: 10.3389/fenvs.2022.888578

SILVA, V. T. L. M., SOARES, F. C. M. Desvio padrão e imprecisão de leitura: Paquímetro. *Caderno de Graduação - Ciências Exatas e Tecnológicas*, v. 5, n. 3, p. 27-33, 2019. Disponível em: <https://periodicos.set.edu.br/cadernoexatas/article/view/8135>

OTSU, N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 9, p. 62-66, 1979. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076

OWEN, O. S., CHIRAS, D. D., REGANOLD, J. P. Natural resource conservation: management for a sustainable future. 7. ed. New Jersey: Prentice-Hall, 1998. Disponível em: <https://archive.org/details/naturalresourcec00chir>

PAN, D. et al. Recent Advances in Remote Sensing and Artificial Intelligence for River Water Quality Forecasting: A Review. *Environments*, v. 12, n. 5, 158, 2025. DOI: 10.3390/environments12050158

PAPA, F. et al. Ganga-Brahmaputra river discharge from Jason-2 radar altimetry: An update to the long term satellite-derived estimates of continental freshwater forcing flux into the Bay of Bengal. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, v. 117, C11021, 2012. DOI: 10.1029/2012JC008158

PAPA, F. et al. Water resources in Africa under global change: monitoring surface waters from space. *Surveys in Geophysics*, v. 44, p. 43-93, 2023. DOI: 10.1007/s10712-022-09700-9

PEKEL, J.-F. et al. High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, v. 540, p. 418-422, 2016. DOI: 10.1038/nature20584

PEREIRA, G. et al. Rainfall patterns and geomorphological controls driving inundation frequency in tropical wetlands: How does the Pantanal flood? *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, v. 45, n. 5, p. 669-686, 2021. DOI: 10.1177/030913332098771

PESSI, D. D. et al. Vegetação Natural de Ambientes Montanhosos: Morraria do Urucum e Serra do Amolar, Pantanal, Brasil. *Terr@ Plural*, v. 17, p. 1-17, 2023. DOI: 10.5212/TerraPlural.v.17.2321744.008

PIMENTA, J., FERNANDES, J. N., AZEVEDO, A. Remote Sensing Tool for Reservoir Volume Estimation. *Remote Sensing*, v. 17, n. 4, 619, 2025. DOI: 10.3390/rs17040619

RAD, A. M., KREITLER, J., SADEGH, M. Augmented Normalized Difference Water Index for improved surface water monitoring. *Environmental Modelling & Software*, v. 140, 105030, 2021. DOI: 10.1016/j.envsoft.2021.105030

ROKNI, K. et al. Water Feature Extraction and Change Detection Using Multitemporal Landsat Imagery. *Remote Sensing*, v. 6, n. 5, p. 4173-4189, 2014. DOI: 10.3390/rs6054173

ROSA, E. R., ROSA, M. R., DIAS, M. MapBiomias General "Handbook" - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 10 - Pantanal - Appendix. MapBiomias. 2025. DOI: 10.58053/MapBiomias/6SZRDU

SABINO, M., DA SILVA, A. C., DE ALMEIDA, F. T., DE SOUZA, A. P. Reference Evapotranspiration in Climate Change Scenarios. *Hydrology*, v. 11, n. 7, 91, 2024. DOI: 10.3390/hydrology11070091

SATGÉ, F. Recursos Hídricos do Altiplano Andino: Contribuição do Sensoriamento Remoto. 2017. Tese (Doutorado em Geociências Aplicadas) — Universidade de Brasília, Brasília, 2017. DOI: 10.26512/2017.05.T.24339

SEKERTEKIN, A. A Survey on Global Thresholding Methods for Mapping Open Water Body Using Sentinel-2 Satellite Imagery and Normalized Difference Water Index. *Archives of Computational Methods in Engineering*, v. 28, p. 1335–1347, 2021. DOI: 10.1007/s11831-020-09416-2

SOUZA JR, C. et al. MapBiomias Water Brazil General "Handbook" - Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) - Collection 3. MapBiomias. 2025. DOI: 10.58053/MapBiomias/NH82QZ

SHIKLOMANOV, I. A., RODDA, J. C. World water resources at the beginning of the twenty-first century. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/260550525_World_Water_Resources_at_the_Beginning_of_the_Twenty-First_Century

STORY, M., CONGALTON, R. G. Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 52, n. 3, p. 397-399,

1986. Disponível em: https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1986journal/mar/1986_mar_397-399.pdf

SYED, T. H. et al. Analysis of process controls in land surface hydrological cycle over the continental United States. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, v. 109, D22, D22105, 2004. DOI: 10.1029/2004JD004640

TARPANELLI, A. et al. River Discharge Estimation by Using Altimetry Data and Simplified Flood Routing Modeling. *Remote Sensing*, v. 5, n. 9, p. 4145-4162, 2013. DOI: 10.3390/rs5094145

TIAN, B. et al. Water Area Variation and River–Lake Interactions in the Poyang Lake from 1977–2021. *Remote Sensing*, v. 15, n. 3, 600, 2023. DOI: 10.3390/rs15030600

TOOTH, S. et al. Ten reasons why Geomorphology of Wetlands is important. 2015. Disponível em: wetlandsindrylands.net/wp-content/uploads/2015/10/10-Reasons-Geomorphology-of-Wetlands-NEAR-FINAL-FULL-COLOUR.pdf

VARELLA, C. A. A. Análise de Componentes Principais. Seropédica: Editora da UFRRJ, 2008. Disponível em: <http://www.ufrj.br/institutos/it/deng/varella/Downloads/multivariada%20aplicada%20as%20ciencias%20agrarias/Aulas%20em%20Power%20Point/analise%20de%20componentes%20principais.pdf>

WANG, X. et al. A robust Multi-Band Water Index (MBWI) for automated extraction of surface water from Landsat 8 OLI imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 68, p. 73-91, 2018. DOI: 10.1016/j.jag.2018.01.018

WHERRY, R. J. Contributions to Correlational Analysis. New York: Academic Press, 1984. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/book/9780127470500/contributions-to-correlational-analysis>

XU, H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, v. 27, n. 14, p. 3025-3033, 2006. DOI: 10.1080/01431160600589179

YANG, X. et al. Monthly estimation of the surface water extent in France at a 10-m resolution using Sentinel-2 data. *Remote Sensing of Environment*, v. 244, 111803, 2020. DOI: 10.1016/j.rse.2020.111803

YANG, D., YANG, Y., XIA, J. Hydrological cycle and water resources in a changing world: A review. *Geography and Sustainability*, v. 2, n. 2, p. 115-122, 2021. DOI: 10.1016/j.geosus.2021.05.003

YAO, F. et al. Constructing long-term high-frequency time series of global lake and reservoir areas using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 232, 111210, 2019. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111210

YILMAZ, O. S. et al. The Performance Analysis of Different Water Indices and Algorithms Using Sentinel-2 and Landsat-8 Images in Determining Water Surface: Demirkopru Dam Case Study. *Arabian Journal for Science and Engineering*, v. 48, p. 7883-7903, 2023. DOI: 10.1007/s13369-022-07583-x

ZHANG, Q. et al. Spatio-temporal relations between temperature and precipitation regimes: Implications for temperature-induced changes in the hydrological cycle. *Global and Planetary Change*, v. 111, p. 57-76, 2013. DOI: 10.1016/j.gloplacha.2013.08.012

ZHANG, Q. et al. Building a Better Urban Picture: Combining Day and Night Remote Sensing Imagery. *Remote Sensing*, v. 7, n. 9, p. 11887-11913, 2015. DOI: 10.3390/rs70911887

Apêndice I – Código de extração de áreas alagadas aplicado por meio do Google Earth Engine

//O código está atualmente ajustado para análises de imagens multiespectrais do Landsat 8 (LS08).

```
var landsat = LS08 //LS05 (Landsat 5), LS07 (Landsat 7), LS08 (Landsat 8), LS09 (Landsat 5)
```

```
var poligono = B4000 //Nome do polígono
```

```
var paleta = ['FFFFFF', '#0400FF'] //Paleta de cores em escala de azul
```

```
Map.centerObject(B4000, 9) //Centraliza o polígono e foca em zoom fixo
```

```
var nuvens = ee.Filter.lte('CLOUD_COVER', 0.01) //Filtro de nuvens
```

```
var anoi = 2013 //Ano de início
```

```
var anof = 2013 //Ano do fim
```

```
var mesi = 4 //Mês de início
```

```
var mesf = 9 //Mês do fim
```

```
var resultados = ee.FeatureCollection([])
```

```
//Cálculo do Otsu a partir de histograma
```

```
var otsu = function(histogram) {
```

```
  histogram = ee.Dictionary(histogram);
```

```
  var counts = ee.Array(ee.Dictionary(histogram).get('histogram'))
```

```
  var means = ee.Array(ee.Dictionary(histogram).get('bucketMeans'))
```

```
  var size = means.length().get([0])
```

```
  var total = counts.reduce(ee.Reducer.sum(), [0]).get([0])
```

```
  var sum = means.multiply(counts).reduce(ee.Reducer.sum(), [0]).get([0])
```

```
  var mean = sum.divide(total)
```

```

var indices = ee.List.sequence(1, size)

var bss = indices.map(function(i) {
  var aCounts = counts.slice(0, 0, i)
  var aCount = aCounts.reduce(ee.Reducer.sum(), [0]).get([0])
  var aMeans = means.slice(0, 0, i)
  var aMean = aMeans.multiply(aCounts)
    .reduce(ee.Reducer.sum(), [0]).get([0])
    .divide(aCount)
  var bCount = total.subtract(aCount)
  var bMean = sum.subtract(aCount.multiply(aMean)).divide(bCount)
  return aCount.multiply(aMean.subtract(mean).pow(2)).add(
    bCount.multiply(bMean.subtract(mean).pow(2)))
});

return means.sort(bss).get([-1])
};

//Início de loop para cálculo de área
function calcularAreaAlagada(ano, mes) {
  var inicio = ee.Date(ano + '-' + mes + '-01') // Formata a data de início
  var fim = inicio.advance(1, 'month'); // Calcula o fim do mês

  var image = ee.ImageCollection(landsat) //Seleciona as imagens...
    .filterDate(inicio, fim) //...segundo a janela temporal requerida...

```

```

.filter(nuvens) //...segundo o filtro de nuvens informado;

.map(function(image) {

    var mndwi = image.normalizedDifference(['SR_B3', 'SR_B6']) //Calcula o índice
    normalizado das bandas informadas

    return image.addBands(mndwi.rename('MNDWI')).clip(poligono) //Recorta a
    imagem segundo o polígono informado

    })

    var mndwiMean = image.mean().select('MNDWI') // Calcula a média da coleção e
    seleciona a banda 'MNDWI'

// Calcula o histograma para passar para a função Otsu

var histogram = mndwiMean.reduceRegion({

    reducer: ee.Reducer.histogram(),

    geometry: poligono,

    scale: 30,

    maxPixels: 1e13

}).get('MNDWI')

//Obtém o valor de limiar calculado pelo Otsu

var otsuThreshold = ee.Algorithms.If({

    condition: histogram, // Implicitamente verifica se não é null/vazio

    trueCase: otsu(histogram),

    falseCase: 0 // Valor padrão

    })

//Converte o tipo do valor de objeto para número

var limiar = ee.Number(otsuThreshold)

```

```

//Contrói a máscara de água segundo o limiar calculado

var aguamasc = image.map(function(image) {

  return image.select('MNDWI').gt(limiar)

})

//Calcula o valor da área de cada pixel classificado

var areagua = aguamasc.map(function(image) {

  return image.select('MNDWI').updateMask(image).multiply(ee.Image.pixelArea())

})

//Reúne todos os píxels e calcula o valor de área final

var area = areagua.mean().reduceRegion({

  reducer: ee.Reducer.sum(),

  geometry: poligono,

  scale: 30,

  maxPixels: 1e13

}).get('MNDWI')

//Converte o valor em m para km²

var areakm2 = ee.Number(area).divide(1e6)

//print('Limiar OTSU para', inicio.format('YYYY-MM'), ':', limiar)

print('Área alagada (km²) para', inicio.format('YYYY-MM'), ':', areakm2, 'Limiar OTSU
para', inicio.format('YYYY-MM'), ':', limiar) //Informa o valor da área alagada

Map.addLayer(image, {min: 7292, max: 22205,bands:['SR_B6', 'SR_B5', 'SR_B4']},
'Verdadeira'+mes +ano ) //Mostra Imagem do mês em falsa cor

//Map.addLayer(image, {min: -0.55, max: -0.01,bands:['MNDWI'],
palette:paleta},'MNDWI') //Mostra a máscara do mês em MNDWI em escala de cores

Map.addLayer(aguamasc,"","Máscara_"+mes +ano) //Máscara do mês em composição
binária do MNDWI

```

```

    resultados = resultados.merge(ee.Feature(null, {mes: inicio.format('YYYY-MM'),
area_alagada: areakm2})) //Escreve os valores de área no console
}

//Controla o início e o fim do loop
for (var ano = anoi; ano <= anof; ano++) {

    for (var mes = mesi; mes <= mesf; mes++) { // Loop interno para os meses

        calcularAreaAlagada(ano, mes)

    }

}

//Exportar a FeatureCollection para o Google Drive (CSV)
Export.table.toDrive({

    collection: resultados, // Sua FeatureCollection com os dados

    description: 'export_area_alagada', // Nome do arquivo de saída

    folder: 'GEE_Exports', // (Opcional) Pasta no Drive

    fileFormat: 'CSV', // Pode ser 'CSV', 'GeoJSON', 'SHP', etc.

    selectors: ['mes', 'area_alagada'] // Colunas a exportar (opcional)

});

//Informa os valores em gráfico
var grafico = ui.Chart.feature.byFeature(resultados, 'mes', 'area_alagada')

.setChartType('LineChart')

.setOptions({

    title: 'Área alagada por mês',

    hAxis: {title: 'Mês'},

    vAxis: {title: 'Área alagada (km²)'}
}

```

```
});
```

```
print(grafico)
```