

Índices espectrais NDWI e NGWI para detecção de águas superficiais em sistemas fluviais amazônicos contrastantes: desempenho e aplicabilidade com imagens CBERS-4/4A

Gabriel Henrique Santos da Silva ^{1*}, Juarez Antonio da Silva Junior ², Admilson da Penha Pacheco ³,
Fabrício Eduardo Silva de Lima ⁴, Ubiratan Joaquim da Silva Junior ⁵, Karoline Paes Jamur ⁶

¹Graduando em Licenciatura em Geografia, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Centro de Tecnologia e Geociências – CTG, Departamento de Engenharia Cartográfica e Agrimensura – Decart, Brasil. (gabriel.hssilva@ufpe.br)

²Doutor em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Brasil. (juarez.silvajunior@ufpe.br)

³Doutor em Geofísica, Universidade de São Paulo – USP, Professor Titular, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Centro de Tecnologia e Geociências – CTG, Brasil. (admilson.pacheco@ufpe.br)

⁴Doutor em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Brasil. (fabricio.eduardo@ufpe.br)

⁵Doutor em Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Centro de Tecnologia e Geociências – CTG, Universidade Federal de Pernambuco, Brasil (*Autor correspondente: ubiratan.joaquim@ufpe.br).

⁶Doutora em Ciências Geodésicas, Universidade Federal do Paraná – UFPR, Professora associada de Geoinformática Ambiental na Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, Centro de Tecnologia e Geociências – CTG, Departamento de Engenharia Cartográfica e Agrimensura – Decart, Brasil. (karoline.jamur@ufpe.br)

Histórico do Artigo: Submetido em: 26/05/2026 – Revisado em: 09/06/2026 – Aceito em: 25/06/2026

RESUMO

As redes hidrográficas desempenham papel central no ciclo hidrológico e sustentam diversos serviços ecossistêmicos, incluindo o abastecimento urbano e o suporte à produção agrícola. A identificação precisa desses sistemas por meio de sensoriamento remoto é essencial para compreender sua dinâmica e apoiar estratégias de gestão ambiental. Este estudo avaliou o desempenho dos índices espectrais NDWI e NGWI na detecção de corpos hídricos em cinco Regiões de Interesse (RdIs) do bioma Amazônia. A abordagem metodológica integrou o algoritmo K-means aos índices derivados de imagens do satélite CBERS-4, possibilitando a extração da área superficial dos corpos hídricos. Os resultados indicaram melhor desempenho do NDWI, com mediana média de 0,77, evidenciando maior estabilidade e capacidade de separação entre classes. O NGWI apresentou mediana média de 0,44, porém com maior acurácia do produtor (82,70%), trazendo maior sensibilidade na detecção de áreas úmidas. Em contrapartida, o NDWI obteve maior acurácia do usuário (94,87%), com menor ocorrência de falsos positivos, enquanto o NGWI apresentou 92,52%. O coeficiente Dice-Sørensen foi de 0,86 para ambos os índices, com desempenho global semelhante. Os resultados demonstram que, embora o NDWI seja mais preciso na delimitação do corpo hídrico, o NGWI apresenta potencial complementar na identificação de áreas com umidade superficial.

Palavras-Chaves: Classificação K-médias, Sensoriamento remoto, Recursos hídricos, Monitoramento ambiental, Acurácia temática.

NDWI and NGWI spectral indices for surface water detection across contrasting amazonian fluvial systems: performance and applicability using CBERS-4/4A imagery

ABSTRACT

Hydrographic networks play a central role in the hydrological cycle and support a wide range of ecosystem services, including urban water supply and agricultural production. Accurate identification of these systems through remote sensing is essential for understanding their dynamics and supporting environmental management strategies. This study evaluated the performance of the spectral indices NDWI and NGWI in detecting water bodies across five Regions of Interest (ROIs) within the Amazon biome. The methodological approach integrated the K-means algorithm with indices derived from CBERS-4 satellite imagery, enabling the extraction of surface water areas. The results indicated better performance of NDWI, with an average median of 0.77, demonstrating greater stability and class separability. NGWI showed a lower median (0.44), but higher producer's accuracy (82.70%), indicating greater sensitivity in detecting moist and saturated areas. In contrast, NDWI achieved higher user's accuracy (94.87%), reflecting fewer false positives, while NGWI reached 92.52%. The Dice-Sørensen coefficient was 0.86 for both indices, indicating similar overall performance. These

Silva, S. H. G., Silva Junior, A. J., Pacheco, P. A., Lima, S. E. F., Junior, J. U., Jamur, P. K. (2026). Índices espectrais NDWI e NGWI para detecção de águas superficiais em sistemas fluviais amazônicos contrastantes: desempenho e aplicabilidade com imagens CBERS-4/4A. *Revista Brasileira de Meio Ambiente*, v.14, n.3, p.186-208.



findings demonstrate that, although NDWI is more accurate in delineating open water bodies, NGWI provides complementary potential for identifying areas with surface moisture.

Keywords: K-means classification, Remote sensing, Water resources, Environmental monitoring, Thematic accuracy.

Índices espectrales NDWI y NGWI para la detección de aguas superficiales en sistemas fluviales amazónicos contrastantes: desempeño y aplicabilidad con imágenes CBERS-4/4A

RESUMEN

Las redes hidrográficas desempeñan un papel central en el ciclo hidrológico y sostienen diversos servicios ecosistémicos, incluidos el abastecimiento urbano y el apoyo a la producción agrícola. La identificación precisa de estos sistemas mediante teledetección es esencial para comprender su dinámica y apoyar estrategias de gestión ambiental. Este estudio evaluó el desempeño de los índices espectrales NDWI y NGWI en la detección de cuerpos hídricos en cinco Regiones de Interés (RdIs) del bioma Amazonia. El enfoque metodológico integró el algoritmo K-means con los índices derivados de imágenes del satélite CBERS-4, lo que posibilitó la extracción del área superficial de los cuerpos hídricos. Los resultados indicaron un mejor desempeño del NDWI, con una mediana promedio de 0,77, evidenciando mayor estabilidad y capacidad de separación entre clases. El NGWI presentó una mediana promedio de 0,44; sin embargo, mostró mayor exactitud del productor (82,70%), lo que refleja una mayor sensibilidad en la detección de áreas húmedas. En contraste, el NDWI obtuvo mayor exactitud del usuario (94,87%), con menor ocurrencia de falsos positivos, mientras que el NGWI presentó 92,52%. El coeficiente Dice-Sørensen fue de 0,86 para ambos índices, con un desempeño global similar. Los resultados demuestran que, si bien el NDWI es más preciso en la delimitación del cuerpo hídrico, el NGWI presenta un potencial complementario en la identificación de áreas con humedad superficial.

Palabras clave: Clasificación K-medias, Teledetección, Recursos hídricos, Monitoreo ambiental, Exactitud temática.

1. Introdução

A água constitui a base funcional dos sistemas ecológicos e do progresso das sociedades humanas, configurando-se como um recurso essencial para a manutenção da saúde e do bem-estar populacional. Recursos hídricos, como rios, reservatórios, lagos, lagoas e zonas úmidas de água doce, desempenham papel fundamental na produção industrial, na agricultura e na vida cotidiana (Günen; Atasever, 2024; Hankin et al., 2026). Nesse contexto, a crescente pressão sobre esses recursos, impulsionada pelo aumento populacional e pelas mudanças no uso e cobertura do solo, tem intensificado a necessidade de monitoramento e gestão eficiente das águas superficiais.

Diante desse cenário, a gestão dos recursos hídricos torna-se cada vez mais importante, especialmente devido à sua relevância em diferentes contextos hidrológicos e ao aumento da demanda de uso (Ribeiro et al., 2026; Uribe-Aguado et al., 2026). Nos últimos anos, os conflitos pelo uso da água intensificaram-se, afetando diversos aspectos socioeconômicos em diferentes escalas. Assim, para uma administração eficaz, é fundamental compreender e quantificar os componentes do ciclo hidrológico nas bacias hidrográficas (Borella et al., 2023; Serkendiz et al., 2025; Uribe-Aguado et al., 2026).

Nesse contexto, a necessidade de monitoramento sistemático dos recursos hídricos tem impulsionado o uso de técnicas de sensoriamento remoto, que permitem identificar os impactos das mudanças no uso e cobertura do solo e compreender a resposta dos ecossistemas ao longo do tempo (Silva Junior et al., 2025). Em particular, destaca-se sua aplicação na extração de corpos d'água por meio de metodologias baseadas em índices espectrais derivados da combinação de bandas de sensores orbitais. De acordo com Günen e Atasever (2024), a água apresenta comportamento espectral característico, com tendência de refletância decrescente do espectro visível ao infravermelho, o que facilita sua identificação em imagens de satélite.

O mapeamento preciso e abrangente dos recursos hídricos possibilita a compreensão da evolução dos rios em um contexto de mudanças climáticas (Pekel et al., 2014; Huang et al., 2018; Langat et al., 2019; Jin et al., 2021). Nesse sentido, a disponibilidade crescente de dados orbitais com diferentes resoluções espaciais tem ampliado as possibilidades de detecção de mudanças na cobertura do solo (Feng et al., 2017). Tecnologias

geoespaciais como o sistema CBERS (China-Brazil Earth Resources Satellite), com histórico consolidado e múltiplas resoluções, têm sido amplamente utilizadas em mapeamentos globais e regionais (Oldoni et al., 2022; Valman et al., 2024; Costa et al., 2025).

Dentre as abordagens mais utilizadas, destacam-se os índices espectrais, como o NDWI (*Normalized Difference Water Index*) (McFeeters, 1996) e o NGWI (*NIR-Green Water Index*) (Silva Junior, 2024), que possibilitam a extração e o monitoramento de áreas superficiais de corpos hídricos com ampla cobertura espacial e temporal (Jin et al., 2024). O NDWI tem sido amplamente empregado na literatura, apresentando bom desempenho na delimitação de corpos d'água, enquanto o NGWI surge como uma alternativa mais recente, com potencial para maior sensibilidade a variações físico-químicas e à umidade superficial.

Diversos estudos têm explorado a aplicação desses índices em análises ambientais. Feng et al. (2017), por exemplo, utilizaram imagens CBERS e RapidEye, combinadas ao NDWI, para mapear mudanças na cobertura do solo em área urbana da Amazônia brasileira. Chaves et al. (2021) empregaram imagens CBERS-4/WFI para classificação de uso e cobertura da terra na região do Extremo Oeste Baiano. Jin et al. (2021) utilizaram o NDWI em conjunto com métodos multiescala para delineamento de redes fluviais amazônicas a partir de imagens Sentinel-2. Outros estudos também destacam o uso de dados CBERS e NDWI em diferentes contextos ambientais, incluindo análises geométricas (Oldoni et al., 2022), aplicações com *deep learning* (Valman et al., 2024) e monitoramento de recursos hídricos em áreas suscetíveis a incêndios (Oliveira e Körting, 2025), além da consolidação do papel do programa CBERS no monitoramento ambiental (Rodrigues e Souza, 2025).

Apesar do amplo uso do NDWI, o NGWI ainda apresenta lacunas importantes na literatura. Trata-se de um índice recentemente proposto Silva Júnior (2024), avaliado principalmente em ambientes semiáridos do Nordeste brasileiro. Sua aplicabilidade em ambientes tropicais úmidos, como a bacia amazônica caracterizados por elevada conectividade hidrológica, alta turbidez e diversidade morfológica fluvial ainda não foi investigada. Além disso, não há estudos comparativos entre NDWI e NGWI utilizando imagens do sistema CBERS, cuja resposta radiométrica difere de sensores como Landsat e Sentinel.

Diante dessa lacuna, a Bacia Amazônica destaca-se como um ambiente estratégico para esse tipo de análise. Trata-se da maior bacia hidrográfica do planeta, abrangendo países como Brasil, Peru, Bolívia, Colômbia, Equador, Venezuela, Guiana e Suriname, e caracterizando-se como um ecossistema altamente dinâmico. As mudanças no uso e cobertura do solo nessa região têm implicações diretas na regulação climática e na qualidade dos fluxos de água doce (Santos et al., 2023), reforçando a importância de estudos voltados ao monitoramento hidrológico.

Diante desse contexto, este estudo avalia o desempenho comparativo dos índices espectrais NDWI e NGWI derivados das bandas do verde e do infravermelho próximo na detecção e extração de corpos hídricos com distintas características morfológicas na bacia amazônica brasileira, utilizando imagens dos sensores CBERS-4/MUX e CBERS-4A/MUX e classificação não supervisionada pelo algoritmo K-means.

2. Material e Métodos

2.1 Área de Estudo

A área de estudo abrange cinco Regiões de Interesse (RdIs) inseridas na rede hidrográfica da bacia do rio Amazonas, incluindo rios e represas localizadas nos estados do Pará e Amazonas (Figura 1).

Figura 1 – Bacia Amazônica Continental: Localização dos cinco RdIs inseridos na Bacia do Rio Amazonas

As RdIs foram selecionadas com base na disponibilidade de imagens dos satélites CBERS-4 e CBERS-4A, que possuem cobertura espacial sem a presença de nuvens. Dessa maneira, foi possível abranger diferentes corpos hídricos da bacia, levando em consideração aspectos como a cobertura do solo circundante, bem como o tipo e a forma desses corpos d'água.

2.2 Abordagem Metodológica

A metodologia foi dividida em três etapas: aquisição de dados, processamento e obtenção de resultados. Na primeira etapa, foram adquiridos dados de SR, por meio da escolha das cenas dos satélites CBERS-4/MUX e CBERS-4A/MUX. Posteriormente, o comportamento da macrodrenagem formada pelo comportamento da área superficial dos recursos hídricos foi obtido com base na sensibilidade espectral dos índices espectrais de água Normalized Difference Water Index (NDWI) e o NIR-Green Water Index (NGWI), permitindo a identificação de pixels puros de água. Como resultado, a distribuição espacial dos pixels de água é analisada por meio de cartas temáticas.

Em seguida, os pixels derivados da álgebra de mapas foram binarizados utilizando a classificação k-means, possibilitando a investigação da eficiência dos índices na quantificação da cobertura de água nas áreas superficiais em diferentes rios amazônicos. A qualidade da classificação é investigada por meio de análise de acurácia temática e do Coeficiente Dice-Sørensen (DS).

2.3 Aquisição de Dados

Foram utilizadas cinco cenas dos satélites CBERS-4/MUX e CBERS-4A/MUX, correspondentes aos meses do verão amazônico, período em que há baixa cobertura de nuvens, embora com alta dinâmica dos corpos d'água, conforme resumido na Tabela 1.

Tabela 1 – Informações das imagens CBERS 4 utilizadas

RdIs	Satélite/Sensor	Orbita/Ponto	Data	RdIs	Satélite/Sensor
RdI-1	CBERS4/MUX	165/109	14/09/2023	RdI-1	CBERS4/MUX
RdI-2	CBERS4A/MUX	225/114	02/09/2023	RdI-2	CBERS4A/MUX
RdI-3	CBERS4/MUX	179/103	24/09/2023	RdI-3	CBERS4/MUX
RdI-4	CBERS4/MUX	174/103	09/10/2023	RdI-4	CBERS4/MUX

Fonte: Autores (2026)

A câmera multiespectral MUX possui quatro bandas espectrais que cobrem a faixa de comprimento de onda do azul ao infravermelho próximo (450 nm a 890 nm), com resolução espacial de 20 metros e resolução temporal de 26 dias para cada satélite (Pinto et al., 2016; EMBRAPA, 2026). As imagens estão disponíveis no catálogo de imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), em livre acesso (INPE, 2026). A conversão de pixels de número digital (DN) para pixels de reflectância (ρ) no Topo da Atmosfera (ToA) foi realizada utilizando parâmetros físicos de cada cena, conforme detalhado em Martins et al. (2018) e Costa et al., (2025). Embora a reflectância ToA possa introduzir viés nos valores absolutos dos índices espectrais em condições de alta carga de aerossóis, o período de aquisição das imagens setembro e outubro, correspondente à estação seca amazônica minimiza esse efeito, dado que a cobertura de aerossóis tende a ser menor nessa época em relação ao período úmido (Oldoni et al., 2022). Ainda assim, essa limitação é considerada na interpretação dos resultados, especialmente nas RdIs com maior cobertura de vegetação ripária adjacente aos corpos hídricos.

A combinação de imagens provenientes de dois sensores distintos CBERS-4/MUX e CBERS-4A/MUX não foi precedida de etapa formal de harmonização espectral inter satélites. Embora ambos os sensores compartilhem o mesmo projeto óptico e apresentem faixas espectrais equivalentes, diferenças na altitude orbital (778 km para o CBERS-4 e 629 km para o CBERS-4A) e nos coeficientes de ganho radiométrico podem introduzir variações sistemáticas nos valores de reflectância das bandas verde e NIR, com potencial impacto sobre os limiares de separação entre classes nos índices NDWI e NGWI. No presente estudo, cada RdI foi imageada por um único sensor em uma única data, o possibilitando a comparação entre índices ao contexto de cada cena individualmente, reduzindo, mas não eliminando o risco de viés inter satélites, como os propostos por Martins et al. (2018). Como produto espacial de referência de corpo d'água, foi utilizado o produto ESRI Land Use Land Cover que é um conjunto de dados de cobertura de terra global de 10 metros, desenvolvido pela ESRI com base em dados de reflexão de superfície do Sentinel-2 em seis bandas (Hao et al., 2023). O produto é construído usando um modelo de aprendizado profundo (Deep Learning) com precisão geral de 85%, disponível em (Karra et al., 2021).

2.4 Índices espectrais

Foram avaliados dois índices espectrais para detecção de corpos d'água, o NDWI e o NGWI, ambos baseados nas bandas do verde e do infravermelho próximo. O NDWI, proposto por McFeeters (1996), foi projetado para maximizar a refletância dos corpos d'água na banda verde e minimizar sua refletância na banda do infravermelho próximo (NIR) (Petropoulos; Georgiadi; Kalo-geropoulos, 2024). A formulação envolve a

normalização da diferença entre as bandas espectrais sensíveis à absorção da água, a banda do infravermelho próximo (NIR) e do verde (GREEN), cuja razão é dada pela equação 1.

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

O NGWI, inicialmente aplicado em cenas do Landsat-9, foi desenvolvido para quantificação e monitoramento de corpos d'água. Ele é calculado por meio do inverso da distância euclidiana entre os valores espectrais na faixa do infravermelho próximo e do verde, como detalhado na Equação (2), conforme Silva Júnior (2024).

$$NGWI = \frac{1}{(0,05 - \rho_{NIR})^2 + (0,3 - \rho_{Green})^2} \quad (2)$$

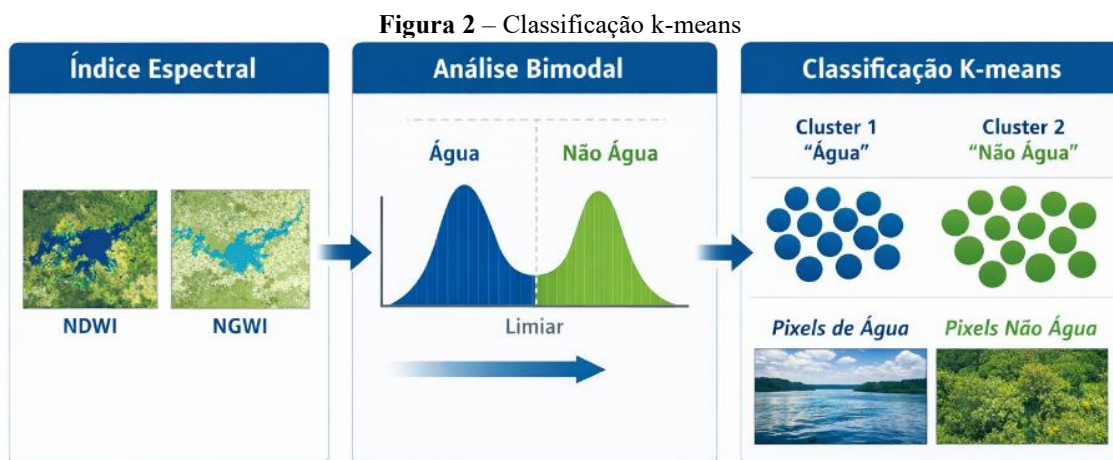
Em que, (ρ_{Green}) é a reflectância da banda verde e a (ρ_{NIR}) é reflectância da banda do infravermelho próximo.

Após a obtenção dos índices espectrais, para a avaliação das métricas de acurácia, foram coletadas 1.000 amostras de geometria de ponto por RdI, distribuídas em dois grupos mutuamente exclusivos: 500 pontos em pixels de alvos terrestres ("Não Água") e 500 pontos em pixels de alvos de água ("Água"), totalizando 5.000 amostras por classe ao longo das cinco RdIs. A coleta foi realizada por fotointerpretação visual aleatória estratificada nas composições RGB em cores naturais das cenas CBERS, garantindo que os pontos de validação fossem amostrados de forma independente dos pixels utilizados no processo de classificação K-means.

Para assegurar a independência espacial das amostras, foi aplicado um critério mínimo de distância entre pontos de 60 metros equivalente a três pixels do sensor MUX, evitando a autocorrelação espacial entre amostras adjacentes. A distribuição espacial das amostras abrangeu as diferentes zonas geomorfológicas de cada RdI, incluindo o canal principal, margens, canais secundários e zonas de transição, de modo a representar adequadamente a heterogeneidade espectral de cada ambiente. Esse procedimento é consistente com os métodos de validação de produtos de mapeamento de água superficial recomendadas por Yue et al. (2020) e Jiang et al. (2021), que enfatizam a importância da independência e representatividade espacial das amostras de referência para a avaliação confiável da acurácia temática.

2.5 Classificação K-means

A caracterização dos pixels "Água" e "Não Água" nas imagens NDWI e NGWI foi realizada utilizando o método de classificação K-means (Figura 2), um algoritmo não supervisionado e iterativo de clusterização. Esse algoritmo visa particionar os dados em grupos (ou clusters) com base em suas características, buscando minimizar a variação dentro de cada grupo e maximizar a variação entre os pixels de água e não água. Esse processo é realizado por meio de um recurso bimodal no histograma dos índices espectrais, conforme descrito por Alcaras et al. (2022).



Fonte: Autores (2026).

Inicialmente, foram definidos dois clusters ($k = 2$), correspondentes às classes temáticas de interesse. O algoritmo foi aplicado sobre os valores dos índices NDWI e NGWI, realizando iterações sucessivas até a convergência dos centróides, momento em que a variação entre as iterações se torna mínima. A partir dessa segmentação, os clusters foram rotulados com base na análise dos valores espectrais médios, sendo o cluster com maiores valores associado à classe “Água” e o outro à classe “Não Água”. Esse procedimento permitiu a geração de mapas binários, fundamentais para a extração das áreas superficiais dos corpos hídricos.

Além disso, a utilização do K-means associada à análise do histograma dos índices espectrais contribuiu para reduzir a subjetividade na definição de limiares, frequentemente presente em métodos baseados em threshold fixo. Essa abordagem possibilita maior adaptabilidade às variações espectrais entre diferentes Regiões de Interesse (RdIs), especialmente em ambientes heterogêneos como a Amazônia, onde fatores como turbidez, vegetação aquática e mistura espectral influenciam diretamente a resposta dos índices. Dessa forma, o método adotado mostrou-se robusto para a separação automática das classes, garantindo consistência no processo de extração dos pixels puros de água.

2.6 Métricas de avaliação

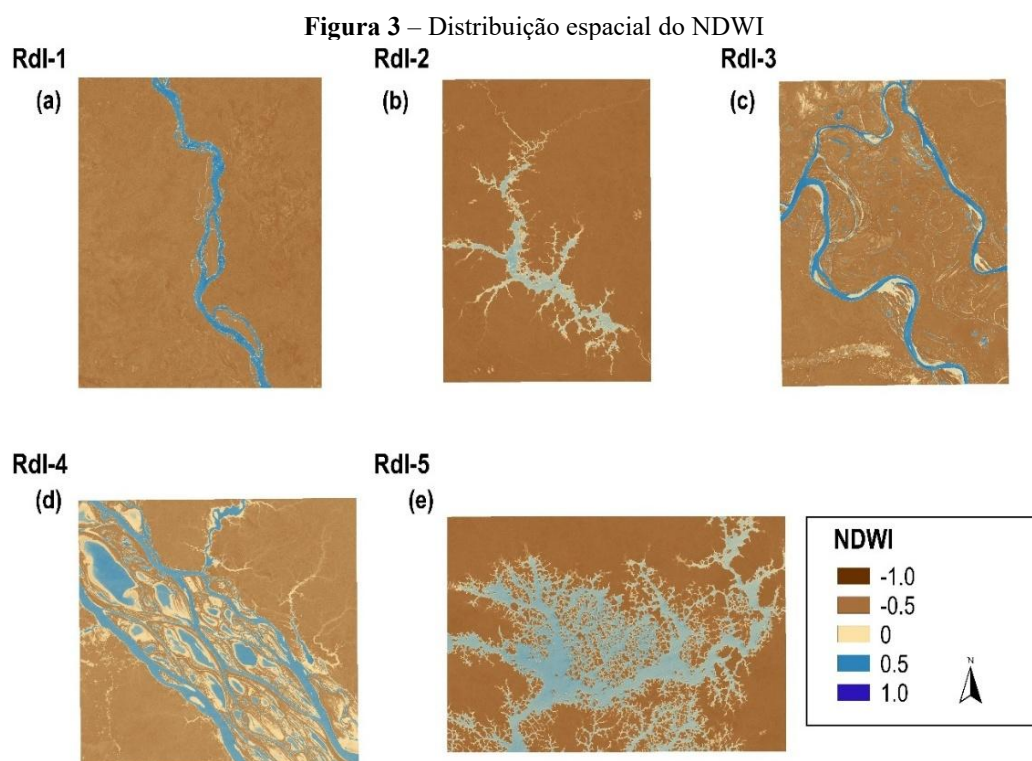
Visando a quantificação da precisão dos pixels de água obtidos pelos índices espectrais classificados na comparação com as imagens de referência, a incerteza associada às estimativas de acurácia do produtor (AP), acurácia do usuário (AU) e coeficiente Sørensen-Dice (SD) foi calculada, por meio de intervalos de confiança de 95%, obtidos com 1.000 reamostras a partir das matrizes de contingência de cada RdI. Esse procedimento permite quantificar a variabilidade das métricas em função da composição amostral, fornecendo limites superior e inferior para cada estimativa.

A Acurácia do Usuário (AU) está relacionada a frequência de pixels omissos, se tratando da probabilidade de o usuário identificar corretamente a classe de “Água” com base no classificador. A Acurácia do Produtor (AP) está relacionado a probabilidade de o classificador acertar a classe de Água para um pixel específico, possibilitando quantificar a frequência de alarmes falsos. O Coeficiente SD é uma estatística usada para medir a similaridade de duas amostras. Para o AP, AU e o SD, quanto mais próximo de 100% e 1 respectivamente, melhor é a performance do produto classificado.

3. Resultados

3.1 Sensibilidade Espectral dos índices

A espacialização do NDWI (Figura 3) nas RDIs (P1–P5) apresentou padrões diferentes de distribuição hídrica, diretamente associados às características geomorfológicas e hidrodinâmicas de cada ambiente. De forma geral, os valores positivos do NDWI (pixels com média de valores superiores a 0,5) destacam-se com elevada precisão e grande detecção de zonas úmidas, a exemplo de pequenos rios intermitentes formados pela elevação do nível do rio principal devido a ação da precipitação, enquanto os valores negativos (pixels com média de valores superiores a -0,5) representam superfícies secas ou com baixa umidade superficial, representadas por áreas vegetadas e bancos de areia nas proximidades dos rios.



Fonte: Autores (2026).

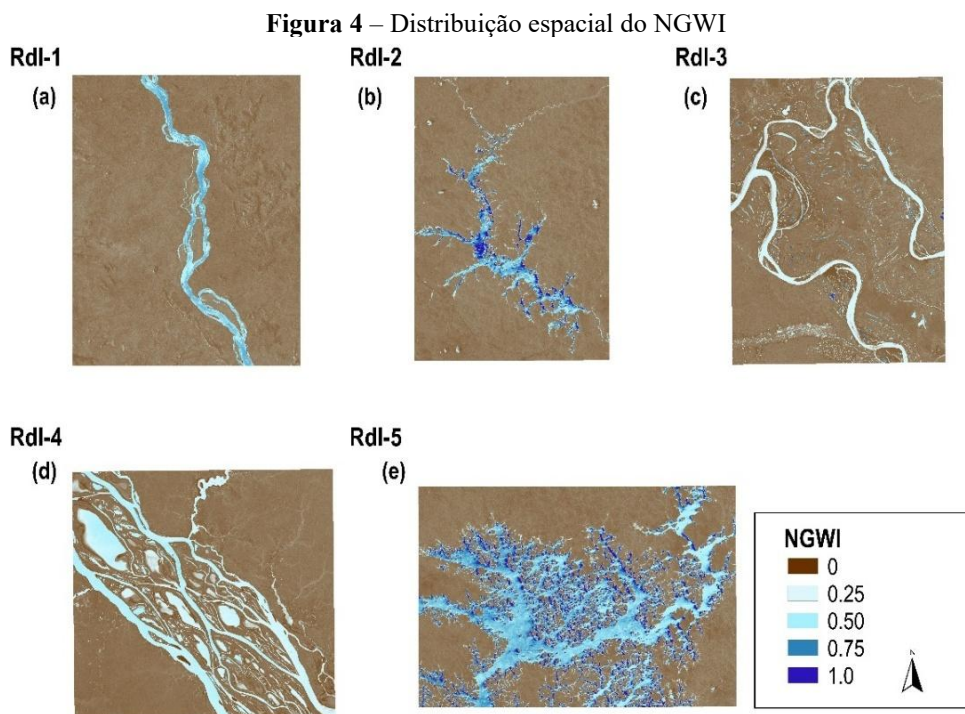
No Rdl 1 (Figura 3 a), observa-se a predominância de um canal fluvial bem definido, com elevada resposta espectral positiva ao longo do leito principal e em canais secundários, mostrando a capacidade do índice em discriminar corpos d'água lineares e contínuos. Em RDI 2 (Figura 3 b), o padrão associado a um reservatório, que se trata da Usina Hidrelétrica (UHE) pitinga, usina hidrelétrica de pequeno/médio porte situada no município de Presidente Figueiredo, Amazonas, em que, tem-se uma expansão lateral da água em áreas de menor declividade, com ramificações que sugerem controle topográfico e possível variação no armazenamento hídrico. A região formada por uma vegetação densa e contínua pode ter influenciado de certa forma no resultado do índice, que teve uma queda de valores nas ramificações com menor armazenamento de água.

A Rdl (Figura 3 c) apresenta um sistema meandrante, ou seja, um traçado sinuoso, caracterizado por curvas amplas e alternadas ao longo de seu curso. Nesta região, o NDWI apresentou maior sensibilidade em

identificar além do canal ativo, paleocanais e áreas sazonalmente inundáveis, em que o índice apresentou valores positivos em áreas menores de imageamento, indicando a sensibilidade do índice à umidade residual no solo. Em RDI 4 (Figura 3 d), a complexidade morfológica é ainda mais acentuada, com múltiplos canais entrelaçados (trançados), bancos de sedimentos e ilhas fluviais, refletindo alta dinâmica hidros sedimentar e variações espaciais no conteúdo de água superficial. Neste cenário, em o índice mostrou-se satisfatório em realizar a separabilidade entre as classes: banco de areia e a água, assumindo valores positivos na presença de água e próximos a zero ou negativos nas zonas de transição.

Por fim, o Rdi 5 (Figura 3 e), houve uma redução dos valores de NDWI ao identificar os pixels de água. A região forma a UHE de Balbina, instalada no rio Uatumã, caracterizado por sua sinuosidade e baixa declividade, que se encontra em operação desde 1988. Sua implantação resultou no alagamento de aproximadamente 3.129 km², originando cerca de 3.546 ilhas e provocando impactos ecológicos significativos, como o isolamento de espécies, a redução da migração e reprodução de peixes, o aumento do número de animais ameaçados de extinção e a fragilização da flora (Melo, 2020). Durante a fase operacional, a decomposição da biomassa submersa intensificou a emissão de gases de efeito estufa e acidificou a água (INPA, 2015). Neste cenário, é possível perceber que o índice reduziu sua sensibilidade possivelmente devido a alterações do padrão da água que forma o reservatório, ou seja, devido a mudanças na assinatura espectral.

Por seguinte, analisou-se a sensibilidade do índice NGWIA Figura 4 apresenta o resultado da distribuição espacial do NGWI nos RDIs. A espacialização do NGWI nas mesmas RdIs mostra padrões complementares às observações com o NDWI, com maior sensibilidade à umidade superficial e à presença de água em diferentes estados (livre e retida), especialmente em áreas de transição entre ambientes aquáticos e terrestres.



Fonte: Autores (2026).

Na RdI 1 (Figura 4 a), o NGWI apresenta uma maior consistência no traçado do canal principal, com uma média superior de valores positivos, porém com maior suavização das bordas em relação ao NDWI. Observa-se uma leve expansão das áreas úmidas ao longo das margens, diminuindo a capacidade do índice em capturar zonas de transição e solos saturados adjacentes ao canal ativo.

Em RdI 2 (Figura 4 b), o padrão dendrítico do reservatório UHE Pitinga é novamente evidenciado, mas com maior heterogeneidade interna. Os valores mais elevados concentram-se em áreas centrais, proporcionando maior profundidade ou permanência da lâmina d'água, enquanto as ramificações apresentam valores intermediários, refletindo áreas de menor profundidade ou maior interação com o substrato. Isso se deve possivelmente ao fato de que reservatórios com padrões dendríticos tendem a apresentar maior heterogeneidade de habitats, maior tempo de residência da água em alguns braços e maior suscetibilidade a processos como estratificação térmica, variação espacial da qualidade da água, ocasionando a queda de valores do índice ao distanciassem do leito principal.

A RdI 3 (Figura 4 c), caracterizada por um sistema meandrante, apresenta uma resposta mais difusa no NGWI. Além do canal principal, diversas feições secundárias e paleocanais são evidenciadas, com destaque para áreas sazonalmente inundáveis. Neste caso, à medida que o fluxo se desloca de forma helicoidal dentro do canal, ocorre erosão na margem externa da curva e deposição na margem interna, promovendo a migração dos meandros e, eventualmente, o isolamento de antigos trechos do rio, formando lagos em ferradura (oxbow lakes), que foram identificados com valores positivos de NGWI. Esse processo é típico de grandes rios de planície, como muitos cursos d'água amazônicos.

O RdI 4 (Figura 4 d), segue o padrão apresentado pelo RdI 3, porém com menor contraste entre canais ativos e barras sedimentares quando comparado ao NDWI. O NGWI indica uma maior conectividade entre os múltiplos canais, apresentando presença de umidade superficial mesmo nas áreas aparentemente expostas, o que é coerente com ambientes de alta dinâmica hidrossedimentar, onde os processos de transporte, deposição e remobilização de sedimentos ocorrem de forma intensa e contínua.

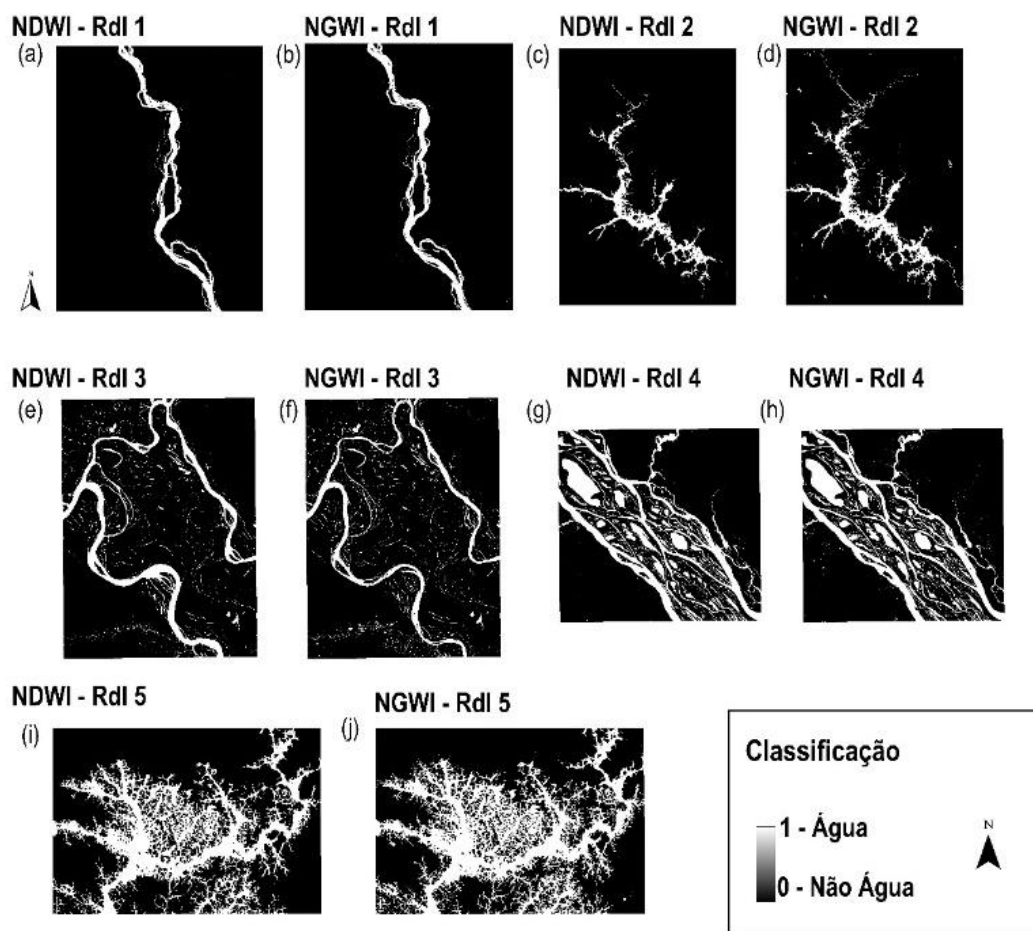
O NGWI apresentou uma mistura espectral de pixels entre as classes de transição, como banco de areia e o leito principal, reduzindo a capacidade de separabilidade. Essas regiões são geralmente formadas por baixa declividade, granulometria fina dos sedimentos, regime de vazão e estabilidade das margens. Portanto, surgem ilhas com reservatórios intermitentes, em que as zonas de transição não foram identificadas ou parcialmente identificadas. Além disso, também é visto uma redução de valores do índice nas áreas em que o leito principal assume forma homogênea.

Por fim, o RdI 5 (Figura 4 e) apresenta o maior contraste em relação ao NDWI. O NGWI mostra uma extensa rede de áreas com diferentes níveis de umidade, com valores positivos no leito principal e rios contribuintes. Os valores elevados indicam zonas permanentemente alagadas, enquanto os valores intermediários delineiam áreas saturadas ou com vegetação hidrófila, que formam as áreas circunvizinhas da UHE Balbina. Esse padrão mostra a capacidade do índice em discriminar microvariações na distribuição hídrica em ambientes complexos, como zonas úmidas e barreiras de inundação.

3.2 *Análise de separabilidade estatística*

A Figura 5 apresenta o resultado do processo de Binarização dos índices para as classes "Água" e "Não Água" em cinco RdIs.

Figura 5 – Classificação dos pixels para as classes de “Água” e “Não água” nos índices espectrais NDWI e NGWI nos cinco RdIs



Fonte: Autores (2026).

A aplicação do algoritmo de classificação não supervisionada *K-means* sobre os índices espectrais NDWI e NGWI demonstrou eficiência na binarização dos pixels em classes “Água” e “Não Água” nas cinco Regiões de Interesse (RdIs). De maneira geral, o NDWI apresentou maior consistência na delimitação de corpos hídricos, com extração mais contínua e homogênea dos pixels de água, especialmente em sistemas fluviais bem definidos (RdI 1 e RdI 3). Nessas regiões, observa-se uma clara separação entre o leito principal e as áreas adjacentes, com baixa incidência de ruídos espectrais. Em ambientes com maior complexidade geomorfológica, como a RdI 4 (sistema entrelaçado), o NDWI manteve boa capacidade de identificação dos canais principais, embora com pequenas lacunas em áreas de transição, possivelmente associadas à mistura espectral entre sedimentos expostos e lâmina d’água rasa.

Por outro lado, o NGWI apresentou comportamento mais sensível na detecção de *pixels* de água, resultando em uma maior densidade espacial de áreas classificadas como “Água”, principalmente nas RdIs 2 e 5, caracterizadas por reservatórios e sistemas com elevada conectividade hídrica. Essa maior sensibilidade favoreceu a identificação de canais secundários, zonas úmidas e áreas saturadas, porém com aumento da fragmentação espacial e da ocorrência de pixels classificados como água em regiões de transição. Em alguns casos, como na RdI 4, essa característica resultou em menor capacidade de distinção entre canais ativos e

barras sedimentares, evidenciando maior suscetibilidade do NGWI à mistura espectral.

A Tabela 2 apresenta os valores das áreas superficiais de lâmina d'água obtidos com o processo de Binarização dos índices.

Tabela 2 - Áreas superficiais dos corpos hídricos extraídas pelo processo de Binarização para cada RdIs pós classificação

RdIs	NDWI – Área (km ²)	NGWI – Área (km ²)	Referência – Área (km ²)	Diferença Referência - NDWI (%)	Diferença Referência – NGWI (%)
RdI-1	73,62	74,41	76,25	-3,45%	-2,42%
RdI-2	44,97	60,70	58,95	-23,72%	+2,97%
RdI-3	563,55	473,32	785,37	-28,24%	-39,73%
RdI-4	405,01	401,77	674,29	-39,93%	-40,42%
RdI-5	404,92	466,81	486,17	-16,71%	-3,98%

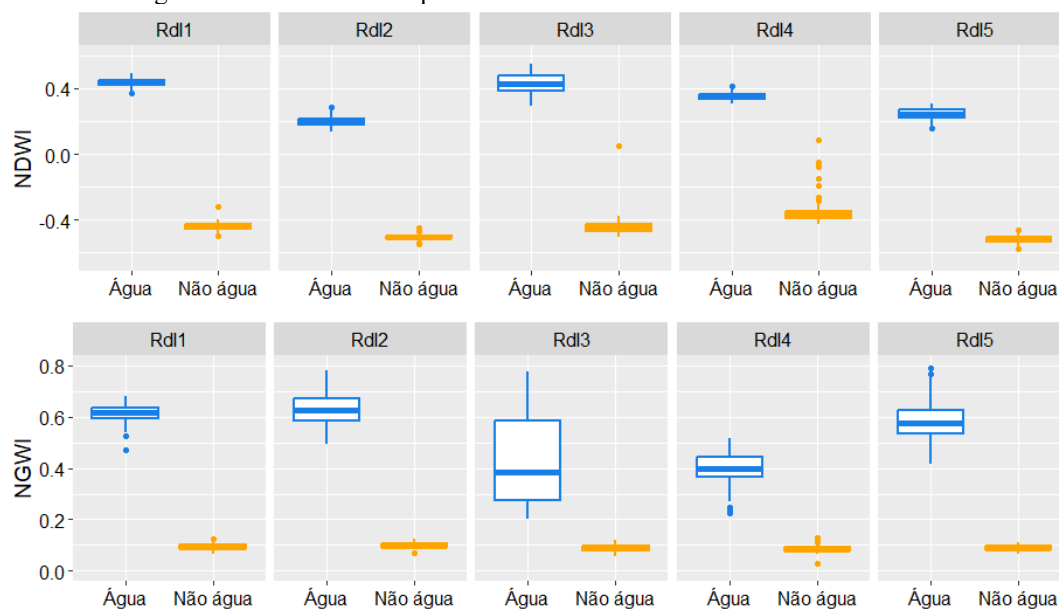
Fonte: Autores (2026).

A análise das áreas superficiais extraídas após a binarização dos índices, mostrou diferenças no desempenho do NDWI e do NGWI entre as RdIs avaliadas. De modo geral, observa-se que ambos os índices tendem a subestimar a área de água em relação à referência, especialmente em regiões de maior extensão hídrica. Na RdI-3, por exemplo, enquanto o NDWI estimou aproximadamente 563,55 km² e o NGWI 473,32 km², a área de referência é significativamente superior ($\approx 785,37$ km²), indicando subestimação expressiva por ambos os índices. Situação semelhante é observada na RdI-4, onde os valores estimados (405,01 km² para NDWI e 401,77 km² para NGWI) são inferiores à referência ($\approx 674,29$ km²), embora haja alta concordância entre os índices, sugerindo consistência interna, porém limitação na captura de toda a extensão da lâmina d'água, possivelmente devido à presença de áreas rasas, sedimentos expostos ou vegetação.

Por outro lado, em regiões com menor extensão hídrica ou maior heterogeneidade, como nas RdIs 1, 2 e 5, os índices apresentaram comportamentos distintos em relação à referência. Na RdI-1, ambos os índices apresentaram valores próximos à área de referência ($\approx 76,25$ km²), com leve subestimação, indicando bom desempenho em ambientes fluviais mais definidos. Já na RdI-2, o NGWI (60,70 km²) apresentou estimativa mais próxima da referência ($\approx 58,95$ km²) em comparação ao NDWI (44,97 km²), evidenciando maior sensibilidade na detecção de áreas úmidas e corpos d'água difusos. Na RdI-5, ambos os índices se aproximaram da referência ($\approx 486,17$ km²), com destaque para o NGWI (466,81 km²), que apresentou menor discrepância em relação ao NDWI (404,92 km²). Esses resultados indicam que o NDWI tende a subestimar áreas de água, enquanto o NGWI apresenta maior capacidade de capturar zonas saturadas e ambientes complexos, ainda que sujeito à inclusão de pixels mistos.

A Figura 6 apresenta os gráficos boxplot gerados a partir das amostras dos índices espectrais NDWI e NGWI para as classes "Água" e "Não Água" em cinco RdIs.

Figura 6 – Gráficos *boxplot* para os conjuntos de amostras de pixels referentes as classes de “Água” e “Não água” extraídos índices espectrais NDWI e NGWI nos cinco RdIs



Fonte: Autores (2026).

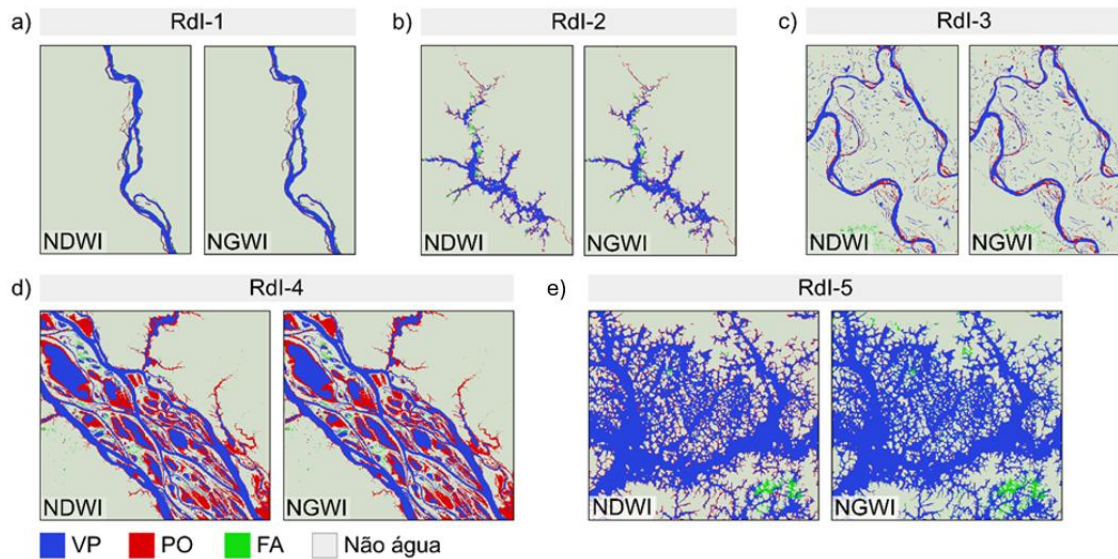
Os *boxplots* confirmam que o NDWI é eficaz na distinção entre as amostras de água e não água em todas as RdIs, com os valores de NDWI para as áreas de água geralmente positivos (acima de 0), enquanto os valores para as áreas de não água são predominantemente negativos (abaixo de 0). O NGWI também mostrou uma capacidade notável em distinguir entre água e não água em todas as RdIs (Figura 2), com os valores para água sendo consistentemente maiores que 0, enquanto para áreas de não água os valores ficam próximos de 0 e variações de mediana no acima dos 0,5, para os RdI 1 e 2. Entretanto, a separação entre as classes não é tão acentuada quanto no NDWI, com maior variabilidade nos valores de água, com variações de mediana majoritariamente acima dos 0,7, especialmente em RdIs como RdI3 onde a variação de mediana foi de 0,30 para o NGWI e 0,88 para o NDWI e o RdI5 onde o NDWI foi de 0,76 e o NGWI foi de 0,49.

Além disso, o NGWI apresentou maior instabilidade entre as amostras para a classe de Água, com intervalos interquartis ligeiramente mais altos, como observado na RdI2, com valor de 0,24, e na RdI3, com valor de 0,37. Em contrapartida, o NDWI mostrou maior estabilidade, com valores próximos a 0,02 (Figura 2). Esse comportamento sugere que os valores de pixels no NDWI para a classe de Água sofrem menos instabilidade na separação em relação à classe "Não Água", evidenciado pela maior separabilidade da mediana em comparação com o NGWI. Silva Junior (2024) ressalta que o NGWI é sensível a mudanças físico-químicas em águas superficiais. Nas regiões RdI-2 e RdI-5, visualmente há presença de partículas em suspensão e variações na coloração da água, enquanto no RdI-3, os rios estreitos são caracterizados por águas mais rasas com efeitos espectrais do solo abaixo da água aparentes, especialmente durante o verão amazônico. Esses fatores podem influenciar a capacidade de detecção do NGWI em ambos os casos.

3.3 Análise de acurácia

A Figura 7 mostra a distribuição espacial dos Verdadeiros Positivos (VP), Pixels de Omissão (PO) e Falsos Alarmes (FA) para os índices NDWI e NGWI classificados pelo método k-médias nos cinco RdIs.

Figura 7 – Distribuição espacial para os pixels corretamente classificadas como “Água” bem como as incompatibilidades para os índices NDWI e NGWI. a) Rdl-1, b) Rdl-2, c) Rdl-3, d) Rdl-4 e e) Rdl-5



Fonte: Autores (2026).

No Rdl1 (Figura 7a), tanto o NDWI quanto o NGWI capturaram de forma eficiente a presença do corpo d'água, com alta concentração de VP. As diferenças entre os índices foram pequenas, com acurácia do produtor em torno de 87,80% e acurácia do usuário entre 92% e 93%, mostrando que ambos os métodos são robustos nessa região do rio. No entanto, ambos tiveram dificuldades nos trechos mais estreitos. No Rdl2 (Figura 7b), região mais ramificada, o NGWI apresentou uma leve vantagem com menos áreas de PO, evidenciada pela acurácia do produtor de 94,09%, enquanto o NDWI teve 78,12% como mostrado na Tabela 2. Porém, o NDWI foi mais eficiente na redução de falsos alarmes, com acurácia do usuário de 95,19%, frente aos 84,95% do NGWI.

No Rdl3 (Figura 7c), ambos os índices mantiveram bom desempenho, mas o NGWI apresentou mais dispersão em pixels de omissão nas margens do rio, com acurácia do produtor de 76,09%, comparado aos 85,85% do NDWI (Tabela 3).

Tabela 3 - Métricas de acurácia temática cada RdIs pós classificação

RdIs	Métrica	NDWI (%)	NGWI (%)
Rdl-1	AP	87,85	87,81
	AU	93,75	92,66
Rdl-2	AP	78,12	94,09
	AU	95,19	84,95
Rdl-3	AP	85,81	76,09
	AU	88,28	93,21
Rdl-4	AP	61,33	60,05
	AU	98,50	97,23
Rdl-5	AP	86,34	95,43
	AU	98,63	94,56

No RdI4 (Figura 7d), uma área mais complexa, ambos os índices tiveram baixa acurácia do produtor, em torno de 60%, sendo a menor da análise. O NDWI teve mais PO, sugerindo superestimação da presença de água, enquanto o NGWI mostrou-se mais equilibrado, mas ambos tiveram dificuldades com omissões. No RdI5, o NGWI apresentou maior cobertura de VP e menos PO, resultando na maior acurácia do produtor (Figura 7e). Já o NDWI teve mais PO, mas menos omissões, com maior acurácia do usuário.

A Tabela 4 mostra as estimativas de SD para os índices NDWI e NGWI obtidos por classificação K-means nos cinco RdIs. É possível observar que o NDWI teve um desempenho superior ao NGWI na maioria das regiões, embora os dois índices tenham tido desempenhos semelhantes em algumas regiões, como nas RdI-1, RdI-2 e RdI-5, o NDWI mostrou maior consistência e precisão geral, sendo o índice com melhor desempenho nas detecções de águas superficiais pelo método de K-means.

Tabela 4 - Valores de Coeficiente Sørensen-Dice (SD) cada RdIs pós classificação

RdI	NDWI	NGWI
RdI-1	0,91	0,89
RdI-2	0,90	0,89
RdI-3	0,87	0,83
RdI-4	0,86	0,84
RdI-5	0,94	0,94

Fonte: Autores (2026).

No geral, o NDWI apresentou maior capacidade de separabilidade espectral, com maior concentração de Verdadeiros Positivos em corpos hídricos de geometria bem definida, mas com tendência a subestimar as margens e zonas de transição, gerando pixels de omissão nessas áreas de borda. O NGWI, por sua vez, demonstrou comportamento mais abrangente na detecção de umidade superficial, o que favorece a identificação de canais secundários e áreas saturadas, porém ao custo de maior ocorrência de falsos pontos em ambientes de alta heterogeneidade espectral, como sistemas entrelaçados e reservatórios com núcleo aquático. Assim, dependendo da morfologia do corpo hídrico e do objetivo da aplicação, os dois índices apresentam comportamentos complementares.

É importante destacar que, neste estudo, as estimativas de acurácia podem ter sido influenciadas por duas limitações espaciais e temporais dos dados orbitais utilizados. A primeira limitação, refere-se ao deslocamento posicional das imagens CBERS-4 e CBERS-4A, causado por interferências na altitude da órbita, conforme detalhado por Anjos et al. (2007) e Oldoni et al. (2022). Esse deslocamento pode ter sido um fator determinante nas estimativas de acurácia observadas, especialmente nos erros nas bordas dos corpos hídricos e em rios estreitos, uma vez que, em estudos semelhantes, as estimativas de acurácia para a classe de água frequentemente ultrapassam 90% (Jiang et al., 2021; Yue et al., 2020).

A segunda limitação, questão está relacionada aos dados da cobertura do solo, que foram gerados por meio da compatibilização anual de imagens Sentinel-2 e classificação supervisionada usando Deep Learning. Em contraste, as imagens do sistema CBERS utilizadas foram obtidas em uma única observação entre setembro e outubro em cada RdI, o que pode ter prejudicado a precisão na detecção de pixels de água, resultando em falsos alarmes e, principalmente, omissões de pixels de água. Além disso, a máscara de água foi gerada por meio de um método não supervisionado (k-means).

4. Discussão

4.1. Desempenho espectral e limitações dos índices na detecção de água

O NDWI apresentou maior estabilidade e capacidade de separabilidade entre as classes “Água” e “Não Água”, corroborando estudos que destacam sua robustez na detecção de corpos hídricos em diferentes contextos ambientais, como Chen et al., 2020, Jiang et al., 2021 e Silva Junior (2025). Em ambientes com geometrias fluviais bem definidas, como observado nas RdIs 1 e 3, o índice apresentou boa consistência de separabilidade, demonstrado, com baixa variabilidade intraclasse, o que se reflete nos altos valores de acurácia do usuário e coeficiente Sørensen-Dice. Esse comportamento está associado à resposta espectral da água, caracterizada pela baixa refletância no infravermelho próximo, permitindo maior contraste com superfícies terrestres adjacentes e sua relação com a razão de bandas utilizada pelo índice.

A detecção de corpos d'água por meio do NDWI é aprimorada pela suavização espectral, especialmente em ambientes vegetados, facilitando a observação de alvos de baixo albedo, como as cobertas por água (Scheibel et al., 2024). Esse resultado está em consonância com os estudos de Andrade e Brabo (2022), que constataram que o NDWI apresentou acurácia superior a 70% no mapeamento de áreas inundáveis utilizando imagens do sistema Sentinel no estado do Acre, na Amazônia brasileira. Por outro lado, Silva Júnior (2024) verificou que o NGWI superou o NDWI e outros índices espectrais na detecção de água, apresentando variações significativas nas medianas de detecção em áreas com diferentes tipos de cobertura do solo no Nordeste do Brasil.

Por outro lado, o NGWI mostrou maior sensibilidade às condições ambientais e às características físico-químicas da água, expressa na maior variabilidade dos valores espectrais, especialmente em ambientes complexos como reservatórios (RdI-2 e RdI-5) e sistemas entrelaçados (RdI-4). Esse comportamento corrobora com Silva Júnior (2024) cujo resultados indicaram uma influência de fatores como turbidez, material em suspensão e profundidade da lâmina d'água na resposta do índice. Além disso, a maior dispersão dos valores observados no NGWI pode ser explicada pela interação entre o cenário, o solo submerso e a coluna d'água, o que reduz a separabilidade espectral entre as classes.

Essa limitação também é discutida por Kesselring et al. (2026), que destacam divergências entre estimativas in situ e dados obtidos de sensores orbitais, especialmente em ambientes com cobertura vegetal densa. Na Amazônia, onde há forte interação entre ecossistemas ribeirinhos e corpos hídricos, essa condição pode levar à subestimação ou superestimação da presença de água, particularmente em áreas de transição. Além disso, Chen et al. (2020) ressaltam que a heterogeneidade espectral em ambientes complexos, como áreas urbanas ou com múltiplas coberturas, pode comprometer a precisão dos índices baseados em diferenças espectrais simples, reforçando a necessidade de abordagens complementares.

Além disso, estudos recentes demonstraram que o desempenho de índices espectrais na detecção de água não depende apenas da resposta radiométrica instantânea, mas também da integração com variáveis hidrológicas e topográficas. Nesse contexto, Silva Junior et al. (2025) propuseram uma abordagem metodológica que combina índices espectrais derivados de sensoriamento remoto com modelos altimétricos preditivos para análise da dinâmica de inundações, evidenciando ganhos significativos na representação espaço-temporal da água superficial. Os autores destacam que, embora índices como o NDWI sejam eficientes na identificação da lâmina d'água, seu desempenho pode ser limitado em cenários de alta variabilidade hidrológica, como áreas sujeitas a inundação e variações rápidas no nível dos rios.

Esse comportamento reforça os resultados do presente estudo, especialmente nos RdIs com maior complexidade morfológica, onde a integração entre dados espectrais e informações auxiliares pode reduzir incertezas associadas à mistura espectral e à variabilidade da umidade superficial. Dessa forma, a incorporação de abordagens híbridas surge como uma perspectiva promissora para aprimorar a detecção e o monitoramento de corpos hídricos.

4.2. Influência dos sensores CBERS na separabilidade das classes e no comportamento dos índices espectrais

As características radiométricas e espaciais dos sensores MUX a bordo do CBERS-4 e do CBERS-4A exerceram influência sobre o comportamento dos índices espectrais e a separabilidade das classes nas RdIs avaliadas. Embora ambos operem nas faixas do visível e do NIR com resolução de 20 metros (Pinto et al., 2016), diferenças orbitais 778 km para o CBERS-4 e 629 km para o CBERS-4A e ajustes no ganho radiométrico podem introduzir variações na resposta espectral das bandas de entrada, com possíveis implicações para os índices baseados em razão de bandas (Costa et al., 2025; Oldoni et al., 2022).

Na RdI-2, imageada pelo CBERS-4A, o NGWI apresentou maior proximidade à área de referência (+2,97%) em relação ao NDWI (-23,72%), sugerindo que as especificidades radiométricas do sensor, combinadas à heterogeneidade do reservatório dendrítico da UHE Pitinga, favoreceram a sensibilidade do NGWI à umidade superficial e às variações na coluna d'água. Esse resultado corrobora com Alcaras et al. (2022), que ao empregar classificação não supervisionada por histograma bimodal sobre imagens multispectrais, demonstraram que a separabilidade entre classes água e não água é fortemente condicionada pela resposta espectral do sensor, especialmente em ambientes hidrológicos complexos. Em contrapartida, a resolução de 20 metros impossibilita a separação espectral em canais estreitos e sistemas entrelaçados como as RdI-3 e RdI-4, gerando mistura espectral reduzindo a separabilidade de ambos os índices, conforme mostrado por Oldoni et al. (2022) e Rodrigues e Souza (2025) em ambientes amazônicos com sensores CBERS.

Além disso, o NDWI pode contribuir parcialmente com flutuações radiométricas, pois, enquanto o NGWI, baseado em distância euclidiana no espaço espectral, o NDWI é mais sensível a variações absolutas de refletância (McFeeters, 1996; Silva Júnior, 2024). Esse fenômeno sugere que, em estudos que combinam imagens de diferentes sensores do sistema CBERS, o NDWI pode ser considerado um indicador mais estável para a detecção de água superficial, enquanto o NGWI exige etapas adicionais de normalização ou harmonização entre cenas para garantir comparabilidade. Essa discussão é reforçada por Alcaras et al. (2022), que ao avaliarem a acurácia de índices hídricos em imagens multispectrais de diferentes configurações de aquisição, mostraram que a variabilidade do sensor pode ter papel relevante na consistência dos resultados de classificação, especialmente quando se utiliza limiarização automática baseada no histograma bimodal dos índices.

Além disso, o deslocamento posicional dos dados CBERS, decorrente de variações na altitude orbital, pode acrescentar imprecisões nas bordas dos corpos hídricos que agravam os erros de comissão do NGWI em regiões de transição (Anjos et al., 2007; Oldoni et al., 2022). Oliveira e Körting (2025), ao integrarem dados dos sensores WFI/CBERS-4 e WFI/CBERS-4A para monitoramento hídrico em áreas de Cerrado, observaram que a consistência radiométrica influenciou diretamente a estabilidade dos índices ao longo do tempo, reforçando que, em estudos com o sistema CBERS, etapas de harmonização espectral são recomendáveis para garantir a comparabilidade dos resultados, especialmente quando se emprega o NGWI.

4.3. Avaliação da acurácia e confiabilidade dos índices

A análise de acurácia mostrou diferenças importantes no comportamento dos índices, reforçando a complementaridade entre o NDWI e o NGWI. De modo geral, o NDWI apresentou maiores valores de acurácia do usuário, com menor incidência de falsos positivos e maior confiabilidade na identificação de pixels puros de água. Esse resultado corrobora com Chen et al., (2020) e Jiang et al., (2021) que apontam a robustez do NDWI na delimitação da área superficial de corpos hídricos, especialmente em cenários com bom contraste

espectral, além de resultados consistentes em ambientes amazônicos que indicam bom desempenho do índice na detecção de áreas inundáveis (Andrade & Brabo, 2022; Scheibel et al., 2024).

Por outro lado, o NGWI apresentou, em alguns RdIs, maiores valores de acurácia do produtor, demonstrando maior capacidade de detecção de pixels de água, ainda que com aumento de erros de comissão. Esse comportamento indica uma tendência mais sensível do índice, favorecendo a detecção de áreas úmidas e pixels mistos, conforme proposto por Silva Júnior (2024), especialmente em ambientes com variações físico-químicas da água e maior complexidade espectral.

Os valores do coeficiente Sørensen- Dice- apresentados entre os dois índices, mostram que, apesar das diferenças individuais nas estatísticas de acurácia, ambos apresentam desempenho global semelhante à representação espacial dos corpos hídricos. Contudo, como destacado por Yue et al. (2020) e Jiang et al. (2021), a avaliação da acurácia em proteção de água deve considerar não apenas métricas globais, mas também a distribuição espacial dos erros, especialmente em regiões de borda e em ambientes heterogêneos, como observado nas RdIs evidenciadas.

Além disso, as limitações associadas à acurácia observadas neste estudo podem estar relacionadas a fatores como a localização geométrica das imagens orbitais (Anjos et al., 2007; Oldoni et al., 2022), o que pode impactar diretamente a identificação de pixels em áreas dinâmicas, como margens fluviais e zonas de inundação.

4.4. Implicações hidrológicas e aplicabilidade em ambientes complexos

Uma análise integrada dos índices mostra implicações importantes para o monitoramento hidrológico em ambientes tropicais complexos, como a bacia amazônica. O melhor desempenho do NDWI na maioria das RdIs sugere que este índice é mais adequado para aplicações que exigem delimitação precisa da lâmina d'água, como mapeamento de redes hidrográficas e estimativas de área inundada, conforme também observado por Ayadi et al. (2025) em estudos de monitoramento de reservatórios sob influência de variabilidade climática. Por outro lado, o desempenho superior do NGWI em termos de acurácia do produtor em alguns RdIs (como RdI-2 e RdI-5) indica a sua maior capacidade de detecção de áreas úmidas e zonas de transição, mesmo que isso implique em maior ocorrência de falsos positivos. Esse comportamento pode ser particularmente relevante em estudos relacionados à dinâmica de zonas inundáveis, conectividade hidrológica e ecossistemas alagados, onde a detecção de umidade superficial e não apenas da lâmina d'água livre desempenha papel fundamental para a compreensão da dinâmica hidrológica.

Além disso, a variabilidade espacial observada entre os RdIs reforça a influência da morfologia fluvial, da dinâmica hidrossedimentar e das condições ambientais locais na resposta dos índices espectrais. Em sistemas, como rios entrelaçados e barreiras de inundação, a mistura espectral tende a ser mais intensa, dificultando a classificação precisa, como também discutido por Yue et al. (2020), que enfatizam a importância de métodos robustos de avaliação de acurácia em cenários complexos. Jiang et al. (2021) destacam que índices espectrais tradicionais podem apresentar limitações em ambientes heterogêneos, revelando o desenvolvimento de novos índices ou abordagens híbridas. Nesse sentido, os resultados deste estudo indicam que uma aplicação combinada de NDWI e NGWI pode representar uma estratégia mais eficaz.

Por fim, destaca-se que as limitações relacionadas à resolução espacial, a orientação geométrica das imagens CBERS e as diferenças temporais entre os dados de referência e as cenas apresentadas também influenciaram os resultados, podendo explicar parte das discrepâncias observadas nas análises de acurácia. Ainda assim, os índices apresentam desempenho consistente, reforçando seu potencial para aplicações em larga escala no monitoramento de recursos hídricos na Amazônia.

Em síntese, os resultados confirmam que a escolha do índice espectral deve ser compatível com o objetivo da análise: enquanto o NDWI é mais indicado para mapeamento preciso de corpos d'água, o NGWI

se mostra promissor para estudos que envolvem a dinâmica da umidade superficial e zonas de transição hidrológica.

5. Conclusão

Este estudo avaliou o desempenho comparativo dos índices espectrais NDWI e NGWI na detecção de corpos hídricos com distintas características morfológicas na bacia amazônica brasileira, a partir de imagens dos sensores CBERS-4/MUX e CBERS-4A/MUX e classificação pelo algoritmo K-means. Os resultados demonstraram que o NDWI apresentou maior estabilidade espectral, como apresentado pelas maiores variações de mediana entre as classes "Água" e "Não Água" e por estimativas de acurácia do usuário superiores a 93%, indicando menor incidência de pixels incorretamente classificados como não água. O NGWI, por sua vez, mostrou maior sensibilidade às condições e às variações da paisagem nas RdIs, o que corroborou em menores variações de mediana, mas em estimativas de acurácia do produtor superiores a 85%, sugerindo maior capacidade de detecção de áreas úmidas e zonas de transição nas bordas dos corpos hídricos amazônicos. Os valores equivalentes do coeficiente Sørensen-Dice entre os dois índices reforçam que, apesar das diferenças individuais nas métricas de acurácia, ambos apresentam desempenho global compatível na representação espacial da lâmina d'água.

A variabilidade morfológica e hidrológica dos sistemas aquáticos analisados incluindo canais meandantes, reservatórios dendríticos e sistemas entrelaçados impõe desafios à extração consistente de corpos hídricos por métodos baseados em índices espectrais, especialmente em ambientes sujeitos à dinâmica sazonal intensa, como a Amazônia. Nesse contexto, os resultados indicam que a escolha do índice deve ser orientada pelo objetivo da aplicação: o NDWI é mais adequado para o mapeamento preciso da lâmina d'água livre, enquanto o NGWI apresenta potencial complementar para estudos voltados à conectividade hidrológica e à detecção de zonas úmidas.

A aplicação combinada de dois índices representa uma perspectiva promissora para aprimorar o monitoramento de recursos hídricos superficiais em larga escala na Amazônia brasileira, com relevância direta para estratégias de gestão ambiental e conservação dos ecossistemas aquáticos. Estudos futuros devem considerar a adoção de etapas formais de harmonização espectral entre as cenas CBERS-4 e CBERS-4A antes da aplicação do NGWI, dada a sensibilidade desse índice a variações radiométricas entre sensores. Recomenda-se, ainda, uma avaliação dos índices em imagens do período chuvoso (dezembro-março), de modo a ampliar a representatividade temporal dos resultados e verificar o comportamento dos índices sob condições de inundação máxima e maior cobertura de nuvens. Por fim, uma exploração de abordagens por conjunto, combinando as classificações do NDWI e do NGWI por votação majoritária ou fusão ponderada, representa um caminho metodológico promissor para reduzir as incertezas associadas à mistura espectral em ambientes fluviais complexos.

6. Referências

- Andrade, M. M. N. DE; Brabo, L. S. (2022). Multi-Sensor Techniques to Flood Mapping. **Revista Geonorte**, 13(42), 235-315 . <https://doi.org/10.21170/geonorte.2022.V.13.N.42.90.111>
- Anjos, C. S.; D'alge, J. C. L.; Kuga, H. K.; Epiphanyo, J. C. N.; Fonseca, L. M. G. (2007). Análise geométrica de imagens CCD/CBERS-2. **Anais do Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 13. (SBSR), Florianópolis, SC, Brasil, p. 733-740. INPE. ISBN 978-85-17-00031-7. Disponível em: <<http://urlib.net/ibi/dpi.inpe.br/sbsr@80/2006/11.16.01.16>>. Acesso em: 21/10/2024.

- Ayadi, Y.; Abbas, M.; Gentilucci, M.; Hamed, Y. (2025). Spatiotemporal Monitoring of the Effects of Climate Change on the Water Surface Area of Sidi Salem Dam, Northern Tunisia. **Water**, 17(18), 2738 - 2742. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w17182738>.
- Borella, D. R.; Paulista, R. S. D.; Alves, M. A. B.; Martim, C. C.; Silva, C. J. da; Almeida, F. T. de; Souza, A. P. de. (2023). Flow Measurement Methods in Small Tributaries of the Teles Pires River, Southern of the Amazon Hydrological Region. *Water*, 15(21), 3811. **Multidisciplinary Digital Publishing Institute**. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2073-4441/15/21/3811>>. Acesso em: 31/10/2024. <https://doi.org/10.3390/w15213811>.
- Chaves, M. E. D.; Soares, A. R.; Sanches, I. D.; Fronza, J. G. (2021). CBERS data cubes for land use and land cover mapping in the Brazilian Cerrado agricultural belt. **International Journal of Remote Sensing**, 42(21), 8398-8432. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2021.1978584>.
- Chen, F.; Chen, X.; Voorde, T. V. de; Roberts, D.; Jiang, H.; Xu, W. (2020). Open water detection in urban environments using high spatial resolution remote sensing imagery. **Remote Sensing of Environment**, 242, 111706. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2020.111706>.
- Costa, J. P. de S.; Sanches, I. D.; Silva, L. G. da; Rabelo, M. W. de O.; Luciano, A. C. dos S. (2025). Estimate of sugarcane productivity using machine learning algorithm from time series of WFI/CBERS-4 and WPM/CBERS-4A time series. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 39, 101689. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rsase.2025.101689>.
- EMBRAPA (2026). **CBERS - China-Brazil Earth Resources Satellite ou Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres**. Disponível em: <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/cbers>. Acesso em: 19/04/2026.
- Feng, Y.; Lu, D.; Moran, E.; Dutra, L.; Calvi, M.; Oliveira, M. de. (2017). Examining Spatial Distribution and Dynamic Change of Urban Land Covers in the Brazilian Amazon Using Multitemporal Multisensor High Spatial Resolution Satellite Imagery. **Remote Sensing**, 9(4), 381. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/rs9040381>.
- Günen, M. A.; Atasever, U. H. (2024). Remote sensing and monitoring of water resources: a comparative study of different indices and thresholding methods. **Science of The Total Environment**, 926, 172117. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172117>.
- Hankin, B.; Champion, H.; Strömquist, J.; Burgess, C.; Newton, T.; May, S.; Smith, P. J.; Robinson, P. J.; Warren, S.; Wood, N. (2026). Multiscale Pollution Risk and Mitigation Modelling to Inform Efficacy of Nature-Based Solutions. **Water**, 18(8), 906. MDPI AG. <http://dx.doi.org/10.3390/w18080906>.
- Hao, X.; Qiu, Y.; Jia, G. (2023). Evaluation of Global Land Use–Land Cover Data Products in Guangxi, China. **Remote Sensing**, 15(5), 1291. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2072-4292/15/5/1291>>. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.3390/rs15051291>.
- Huang, C.; Chen, Y.; Zhang, S.; Wu, J. (2018). Detecting, Extracting, and Monitoring Surface Water from Space Using Optical Sensors: a review. **Reviews of Geophysics**, 56(2), 333-360. American Geophysical Union (AGU). <http://dx.doi.org/10.1029/2018rg000598>.

IBGE (2026). **Biomass**. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/informacoes-ambientais/vegetacao/15842-biomass.html>. Acesso em: 19/04/2026.

INPA – Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia (2015). **Hidrelétricas na Amazônia: conflitos socioambientais**. Manaus: INPA. Disponível em: https://philip.inpa.gov.br/publ_livres/2019/Hidro-v3/Livro_Hidrelétricas_Vol_3.pdf. Acesso em: 21/04/2026.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2026). **Sobre o CBERS**. Disponível em: <https://www.gov.br/inpe/pt-br/programas/cbers/sobre-o-cbers-1>. Acesso em: 19/04/2026.

Jiang, W.; NI, Y.; Pang, Z. (2021). An Effective Water Body Extraction Method with New Water Index for Sentinel-2 Imagery. **Water**, 13(12), 1647. Multidisciplinary Digital Publishing Institute. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.3390/w13121647>.

Jin, S.; Liu, Y.; Fagherazzi, S.; Mi, H.; Qiao, G.; Xu, W.; Sun, C.; Liu, Y.; Zhao, B.; Fichot, C. G. (2021). River body extraction from sentinel-2A/B MSI images based on an adaptive multi-scale region growth method. **Remote Sensing of Environment**, 255, 112297. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2021.112297>.

Karra, K.; Caitlin, K.; Zoe, S. W.; Mazzariello, J. C. (2021). Global land use / land cover with Sentinel 2 and deep learning. **Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)**. IEEE. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9553499>. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9553499>.

Kesselring, J.; Humphrey, V.; Niederberger, M.; Feigenwinter, I.; Shekhar, A.; Buchmann, N.; Damm, A. (2026). Divergence between in situ and satellite-based estimates of forest canopy water content. **Remote Sensing of Environment**, 332, 115097. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2025.115097>.

Langat, P. K.; Kumar, L.; Koech, R. (2019). Monitoring river channel dynamics using remote sensing and GIS techniques. **Geomorphology**, 325, p. 92-102. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2018.10.007>.

MARTINS, V. S.; SOARES, J. V.; NOVO, E. M. L. M. (2018). Continental-scale surface reflectance product from CBERS-4 MUX data: Assessment of atmospheric correction method using coincident Landsat observations. **Remote Sensing of Environment**, v. 218, p. 55–68. Acesso em: 21/10/2024.

MCFEETERS, S. K. (1996). 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. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>.

Melo, S. F. S. (2020). O Caso das Usinas Hidrelétricas na Amazônia: impactos ambientais e lições aprendidas com Balbina, Pitinga e Belo Monte. **Anais do XI Congresso Brasileiro de Gestão Ambiental**, Santos, SP, Brasil, p. 2-7. IBEAS – Instituto Brasileiro de Estudos Ambientais. Disponível em: <https://www.ibeas.org.br/congresso/Trabalhos2020/XI-031.pdf>. Acesso em: 15/04/2026.

Oldoni, L. V.; Sanches, I. D.; Picoli, M. C. A.; Hugo, V.; Adami, M. (2022). Geometric accuracy assessment and a framework for automatic sub-pixel registration of WFI images from CBERS-4, CBERS-4A, and

Amazonia-1 satellites over Brazil. **Remote Sensing Applications: Society and Environment**, 28, p. 100844. Elsevier BV. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100844>.

Oliveira, A. C. de; Körting, T. S. (2025). A multi-temporal dataset for mapping burned areas in the Brazilian Cerrado using time series of remote sensing imagery. **Big Earth Data**, 9(3), 473-504. Informa UK Limited. <http://dx.doi.org/10.1080/20964471.2025.2463731>.

Pekel, J.-F.; Vancutsem, C.; Bastin, L.; Clerici, M.; Vanbogaert, E.; Bartholomé, E.; Defourny, P. (2014). A near real-time water surface detection method based on HSV transformation of MODIS multi-spectral time series data. **Remote Sensing of Environment**, 140, 704-716. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.10.008>.

Pinto, C.; Ponzoni, F.; Castro, R. (2016). First in-Flight Radiometric Calibration of MUX and WFI on-Board CBERS-4. **Remote Sensing**, 8(5), 405. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.3390/rs8050405>.

Ribeiro, I.; Lopes, H. S.; Remoaldo, P. C.; Ribeiro, V.; Alves, J. A.; Silva, L. (2026). Contribution of nature-based solutions (NbS) to resilience - A review of European projects between 2014 and 2023. **Environmental Development**, 57, 101367. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envdev.2025.101367>.

Rodrigues, O. M.; Souza, G. J. (2025). Astropolítica e Hidropolítica: O papel do satélite Sino-Brasileiro no monitoramento das bacias hidrográficas Amazônicas. **Revista Tempo do Mundo**, 1(37), 247–274. Disponível em: <https://www.ipea.gov.br/revistas/index.php/rtm/article/view/646>. Acesso em: 19/04/2026.

Santos, M. J.; O'connor, J. C.; Nguyen, K.; Tuinenburg, O.; Dekker, S. C. (2023). Effects of land use change on water-related ecosystem services in the Amazon Basin. **Anais do EGU General Assembly 2023**, Vienna, Austria. EGU23-14983. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-14983>.

Scheibel, C. H.; Batista, A.; George. (2024). Characterization of Water Bodies through Hydro-Physical Indices and Anthropogenic Effects in the Eastern Northeast of Brazil. **Climate**, 12(9), 150. Multidisciplinary Digital Publishing Institute. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.3390/cli12090150>.

Serkendiz, H.; Tatli, H.; Özelkan, E.; Cetin, M. (2025). Machine learning and geographic information systems-based framework for multidimensional analysis of cascading drought impacts using remote sensing and in-situ data. **Science of The Total Environment**, 1001, 180504. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.180504>.

Silva Júnior, J. A. (2024). Avaliação de Índices Espectrais da Água Utilizando uma Cena Landsat-9: um Estudo de Caso em uma Região Semiárida. **Revista Brasileira de Cartografia**, 76. Universidade Federal de Uberlândia. Acesso em: 21/10/2024.

Silva Junior, U. J. da; Pacheco, A. da P.; Ruiz-Armenteros, A. M.; Silva Junior, J. A. da; Wickenhäuser, J.; Silva, T. R. F. da; Pinto, L. B.; Paiva, A. L. R. de; Oliveira, L. M. M. de; Santos, S. M. dos. (2025). A methodological approach to flood dynamics based on satellite-derived spectral indices and altimetric forecast models: a case study in southern Brazil. **Science of The Total Environment**, 1003, 180686. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2025.180686>.

Uribe-Aguado, J.; Giraldo-González, M. M.; Biesaga, M.; Domaradzka, A.; Baki, S.; Kazantzi, A. K.; SÁNCHEZ, J. P. R. (2026). A feasibility methodology for selecting and locating urban nature-based solutions (NbS) considering socio-economic criteria. **Urban Forestry & Urban Greening**, 120, 129429. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ufug.2026.129429>.

Valman, S. J.; Boyd, D. S.; Carbonneau, P. E.; Johnson, M. F.; Dugdale, S. J. (2024). An AI approach to operationalise global daily PlanetScope satellite imagery for river water masking. **Remote Sensing of Environment**, 301, 113932. Elsevier BV. Acesso em: 08/05/2024. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113932>.

Yue, H.; Li, Y.; Qian, J.; Liu, Y. (2020). A new accuracy evaluation method for water body extraction. **International Journal of Remote Sensing**, 41(19), 7311–7342. Taylor & Francis. Acesso em: 21/10/2024. <https://doi.org/10.1080/01431161.2020.1755740>.