



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARÁ
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOLOGIA E GEOQUÍMICA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 661

**ANÁLISE DA DINÂMICA DA COBERTURA E USO DO SOLO
NA BACIA HIDROGRÁFICA DOS LAGO BOLONHA E ÁGUA
PRETA, BELÉM, PARÁ**

Dissertação apresentada por:

JACKISON MATEUS LOPES BARROS

Orientador: Prof. Dr. Pedro Walfir M. e Souza Filho (UFPA)

**Belém – Pará
2024**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP) de acordo com ISBD Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do Pará
Gerada automaticamente pelo módulo Ficat, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

B277a Barros, Jackson Mateus Lopes.
Análise da dinâmica da cobertura e uso do solo na bacia hidrográfica dos lagos Bolonha e Água Preta, Belém, Pará. / Jackson Mateus Lopes Barros. — 2025.
xii, 26 f. : il. color.

Orientador(a): Prof. Dr. Pedro Walfir Martins E Souza Filho
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Pará,
Instituto de Geociências, Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica, Belém, 2024.

1. Análise multitemporal. 2. Geobia. 3. Parque Estadual do Utinga. 4. Bolonha e Água Preta. 5. Expansão urbana. I. Título.

CDD 621.3678098115



Universidade Federal do Pará
Instituto de Geociências
Programa de Pós-graduação em Geologia e Geoquímica


**ANÁLISE D DINÂMICA DA COBERTURA E USO DO SOLO
NA BACIA HIDROGRÁFICA DOS LAGO BOLONHA E ÁGUA
PRETA, BELÉM, PARÁ**

Dissertação apresentada por
JACKISON MATEUS LOPES BARROS


**Como requisito parcial à obtenção de Grau de Mestre em Ciências na Área de
GEOLOGIA e Linha de Pesquisa Geologia Marinha e Costeira**

Data de Aprovação: 20 / 12 / 2024

Banca Examinadora:


Prof. Dr. Pedro Walfir Martins e Souza Filho
(Orientador - UFPA)


Prof. Dr. Wilson da Rocha Nascimento Junior
(Membro - Instituto Tecnológico Vale)


Prof. Dr. Venerando Amaro Eustáquio
(Membro - UFRN)

A minha família e amigos, que sempre me apoiaram para eu alcançar meus objetivos.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por todas as oportunidades que me tem proporcionado, dando-me forças para prosseguir, avançando sobre cada obstáculo que surge em meu caminho. Aos meus pais Joaci e Margarida por todo o suporte emocional e as minhas irmãs e membros da família por estarem sempre ao meu lado, Jackeline, Jackelane, Jaqueline, Jackelia, Leonardo, Alice e Miguel. Amo todos vocês!

A Universidade Federal do Pará (UFPA) por toda a estrutura que fornece aos seus alunos, ao Instituto de Geociências pelo apoio institucional (IG-UFPA) e ao Programa de Pós-Graduação em Geologia e Geoquímica (PPGG-UFPA) por todo o aprendizado que me foi proporcionado. Em especial, um agradecimento aos professores, técnicos laboratoriais, secretários e colaboradores do IG-UFPA.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão da bolsa de estudos com o código 001 de processo 88887.703014/2022-00, a qual contribuiu para a realização e conclusão deste trabalho.

Ao Laboratório de Análise de Imagens do Tropicó-Umido (LAIT) por todo o suporte técnico durante a realização do mestrado.

Ao meu orientador, Pedro Walfir, a qual tenho grande admiração e respeito. Agradeço por todas as oportunidades que me foram dadas desde os tempos de graduação e por todos os conselhos dados durante nossas conversas, além de toda a compreensão para conclusão deste trabalho.

Aos meus colegas de laboratório que me proporcionaram momentos de descontração com ótimas conversas e compartilhamento de conhecimentos. Arthur Gustavo, Lohan Baia, Vinicius Maciel, João Paulo, Diogo Santos e Wilson Nascimento, um grande abraço, vocês tiveram um grande papel fundamental em meu desenvolvimento profissional.

Aos amigos que fiz dentro do PPGG-UFPA, aos meus amigos da vida, por todos os momentos que tivemos ao longo dessa jornada. Em especial, aos meus amigos Antônio Carreira, Robinson Andrade, Alcilene Caldas, Gabriel Alves, Paloma Akemy, Fernando Galindo Baron e aos demais amigos. Vocês são demais!

E um grande agradecimento a todos que contribuíram de forma direta e indireta no desenvolvimento desde trabalho e durante minha trajetória no mestrado.

“Sucesso é o resultado da prática constante de fundamentos e ações vencedoras. Não há nada de milagroso no processo, nem sorte envolvida”

- Bill Russel.

RESUMO

O aumento da população urbana no mundo tem impactado bacias hidrográficas que abastecem cidades de água, abrangendo os serviços de tratamento e distribuição de água potável para uso doméstico, industrial e comercial. Um exemplo é a Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta (BHLBA) na Região Metropolitana de Belém (RMB), o segundo maior aglomerado urbano da Amazônia brasileira, com 2,3 milhões de habitantes. Uma das melhores de monitorar a dinâmica das bacias hidrográficas é a partir de técnicas de sensoriamento remoto com imagens orbitais, devido a qualidade dos dados espaço-temporais. Esse trabalho objetiva analisar as mudanças da cobertura e uso do solo nas últimas quatro décadas na BHLBA, através de imagens da série de satélites Landsat dos anos 1984, 1989, 1994, 1999, 2004, 2008, 2018, 2021 e 2023, utilizando a metodologia de análise de imagem orientada a objetos geográficos (GEOBIA). Assim, foram avaliadas as classes de lagos (L), área urbana (AU), macrófitas aquáticas (MA), vegetação arbórea (VA) e pastagem (P). A acurácia global das imagens classificadas apresentou valores entorno de 90%, tendo como principal erro, os erros de alocação. Foram identificadas as mudanças que ocorreram ao longo dos anos, como o crescimento expressivo das macrófitas sobre o espelho de água dos lagos Bolonha e Água Preta, que diminuiu cerca de 3,7%. Também foi registrado o aumento de 13,4% da vegetação arbórea na BHLBA, evidenciando uma recomposição florestal. Foi observado também um crescimento de 3,2% das áreas urbanas ao redor da BHLBA, o que é preocupante pois a influência antrópica pode colocar em risco a saúde dos mananciais de abastecimento hídrico da RMB. A metodologia GEOBIA mostrou-se adequada para o estudo e recomendamos que o monitoramento seja continuado em virtude da importância socioambiental da área em estudo.

Palavras-chave: análise multitemporal; Geobia; Parque Estadual do Utinga; Bolonha e Água Preta; expansão urbana.

ABSTRACT

The increase in the urban population in the world has impacted river basins that supply water to cities, including the treatment and distribution of drinking water for domestic, industrial and commercial use. One example is the Bolonha and Água Preta Lakes Hydrographic Basin (BHLBA) in the Belém Metropolitan Region (RMB), the second largest urban agglomeration in the Brazilian Amazon, with 2.3 million inhabitants. One of the best ways to monitor the dynamics of river basins is through remote sensing techniques with orbital images, due to the quality of the spatio-temporal data. This work aims to analyze the changes in land cover and use in the last four decades in the BHLBA, through images from the Landsat satellite series from the years 1984, 1989, 1994, 1999, 2004, 2008, 2018, 2021 and 2023, using a geographic object-oriented image analysis (GEOBIA) methodology. Thus, the classes of lakes (L), urban area (AU), aquatic macrophytes (MA), arboreal vegetation (VA) and pasture (P) were evaluated. The overall accuracy of the images showed values around 90%, with the main error being allocation errors. Changes that occurred over the years were identified, such as the significant growth of macrophytes on the water surface of the Bolonha and Água Preta lakes, which decreased by approximately 3.7%. A 13.4% increase in arboreal vegetation in the BHLBA was also recorded, evidencing a forest recomposition. A 3.2% growth in urban areas around the BHLBA was also observed, which is worrying because human influence can put the health of the water supply sources of the RMB at risk. The GEOBIA methodology proved to be adequate for the study and we recommend that monitoring be continued due to the socio-environmental importance of the area under study.

Keywords: multitemporal analysis; Geobia; Utinga State Park; Bolonha and Água Preta; urban expansion.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

- Figura 1 - Mapa de localização da área de estudo que corresponde a Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta – BHLBA e do Parque Estadual do Utinga - PEUt, ambas inseridas no contexto da Área de Preservação Ambiental da Região Metropolitana de Belém – APA Belém. Observar as classes mapeadas neste trabalho: áreas urbanas (U), vegetação arbórea (V), macrófitas aquáticas (M), lagos (L) e pastagem (P). Imagem Landsat-8 OLI 6R5G4B, adquirida em 23/07/2023. Datum de referência WGS84. Fonte: Autor. 2
- Figura 2 - Fluxograma das etapas do trabalho..... 3
- Figura 3 - Descrição das classes de cobertura e uso do solo identificadas neste trabalho. 6
- Figura 4 - Segmentação multiresolução. Imagem Landsat-8 OLI 6R5G4B adquirida em 2023. 8
- Figura 5 - Avaliação de acurácia ilustrando os valores de acurácia global, desacordo de alocação e quantidade (A); erros de omissão (B) e erros de comissão (C) por classe; desacordo de alocação e quantidade por classe (D). Todos os valores são apresentados em %. M = Macrófitas aquáticas, L = Lagos, A = Áreas urbanas, V = Vegetação arbórea, P = Pastagem. 13
- Figura 6 - Mapa das classes de cobertura e uso do solo na Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta (BHLBA) para os anos de 1984 (A), 1989 (B), 1994 (C), 1999 (D), 2004 (E), 2008 (F), 2013 (G), 2018 (H), 2023 (I). 14
- Figura 7 - Variação das áreas de cobertura e uso do solo na área em estudo..... 15
- Figura 8 - A) Área das classes não modificadas e B) Área das principais conversões observadas entre as classes. MA = Macrófitas aquáticas, L = Lagos, AU = Áreas urbanas, VA = Vegetação arbórea, P = Pastagem. 17
- Figura 9 - A) Mapas de detecção de mudança das classes de cobertura e uso do solo para os períodos de B) 1984-2023; C) 1984-1989; c) 1989-1994; d) 1994-1999; e) 1999-2004; f) 2004-2008; g) 2008-2018; h) 2018-2021; i) 2021-2023. M = Macrófitas aquáticas, P = Pastagem; V = Vegetação arbórea; A = Área urbana e; L = Lagos. 18

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| Tabela 1 - Lista dos dados utilizados para a realização do trabalho, informando a data de aquisição e o satélite utilizado. | 5 |
| Tabela 2 - Árvore de processos, algoritmos e funções de associação usados na classificação seguindo a metodologia GEOBIA. E = escala, F = forma, C = compacidade. | 9 |
| Tabela 3 - Quantificação das áreas classificadas em hectare ao longo dos anos com seu percentual equivalente em cada ano analisado. | 15 |
| Tabela 4 - Estimativas de área corrigidas por classe mapeada. | 16 |
| Tabela 5 - Análise de detecção de mudanças ao longo dos anos na BHLBA em hectare (ha). M = macrófitas aquáticas, L = lagos, A = Área urbana, V = vegetação arbórea e P = pastagem. | 16 |

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E/OU SIMBULOS

APA - Área de Proteção Ambiental

BHLBA - Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta

ERTS - Earth Resources Technology Satellite

ESA - European Space Agency

GCPs - Ground Control Points

GEOBIA - Geographic Object-Based Image Analysis

JAXA - Japan Aerospace Exploration Agency

L5-TM - Landsat 5 Thematic Mapper

L8-OLI - Landsat 8 Operational Land Imager

MDE - Modelo Digital de Elevação

NASA - National Aeronautics and Space Administration

NDVI - Normalized Difference Vegetation Index

NDWI - Normalized Difference Water Index

PEUt - Parque Estadual do Utinga

RMB - Região Metropolitana de Belém

SR - Sensoriamento Remoto

USGS - United States Geological Survey

SUMÁRIO

| | |
|--|------|
| DEDICATÓRIA | iv |
| AGRADECIMENTOS | v |
| EPÍGRAFE | vi |
| RESUMO | vii |
| ABSTRACT | viii |
| LISTA DE ILUSTRAÇÕES | ix |
| LISTA DE TABELAS | x |
| LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E/OU SIMBULOS | xi |
| 1 INTRODUÇÃO | 1 |
| 2 MATERIAIS E METODOS | 3 |
| 2.1 ÁREA DE ESTUDO | 3 |
| 2.2 CONJUNTO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO | 4 |
| 2.3 PROCESSAMENTO DE DADOS | 5 |
| 2.4 ANÁLISE DE IMAGENS BASEADA EM OBJETOS GEOGRÁFICO - GEOBIA | 7 |
| 2.4.1 Segmentação multiresolução | 7 |
| 2.4.2 Classificação das imagens a partir de GEOBIA | 7 |
| 2.5 AVALIAÇÃO E PRECISÃO DE ACURÁCIA. | 9 |
| 2.6 ANÁLISE DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS. | 10 |
| 3 RESULTADOS | 11 |
| 3.1 AVALIAÇÃO DE ACURÁCIA | 11 |
| 3.2 ANÁLISE DA DINÂMICA DA COBERTURA E USO DO SOLO | 11 |
| 3.3 ESTIMATIVAS DE ERRO POR ÁREA | 12 |
| 3.4 ANÁLISE DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS | 12 |
| 4 DISCUSSÃO | 19 |
| 4.1 DETECÇÃO DE MUDANÇAS DO USO E DA COBERTURA DO SOLO | 19 |
| 4.2 SOBRE A PRECISÃO DE ACURACIA PARA CLASSIFICAÇÃO MULTITEMPORAL | 20 |
| 5 CONCLUSÕES | 21 |
| REFERÊNCIAS | 22 |

1 INTRODUÇÃO

O aumento constante da população humana no último século vêm causando várias alterações nos ecossistemas (Mansour *et al.* 2020). Esse crescimento leva a expansão das cidades de maneira descontroladas, causando impactos ambientais para a própria população dependente desse ecossistema (Pimentel *et al.* 2012), como a produção de resíduos sólidos, poluição hídrica e construções irregulares (Fidélis *et al.* 2015, Vitousek *et al.* 1997). Esses impactos têm sido analisados e quantificados para mitigar possíveis danos ao meio ambiente, principalmente no contexto das bacias hidrográficas (Hietel *et al.* 2004).

As bacias hidrográficas sofrem impacto direto com a rápida urbanização (Aburas *et al.* 2018). Um dos principais efeitos da ocupação humana é a eutrofização dos ambientes lacustres, caracterizada como o enriquecimento dos corpos aquáticos em nutrientes e subsequente crescimento da biomassa ligada ao processo de eutrofização (Moore *et al.* 2003, Smith & Schindler 2009, Weber *et al.* 2020). Por este motivo é de extrema importância realizar estudos que rastreiam os impactos das atividades humanas em áreas urbanas (Njagi *et al.* 2022).

Para analisar a dinâmica da cobertura e do uso do solo em bacias hidrográficas urbanas, imagens de sensores remotos orbitais constituem uma das melhores fontes de dados espaço-temporais dado o contínuo aumento de sensores imageadores em órbita (Storey *et al.* 2019). Isto ocorre devido as imagens cobrirem de forma sistemática e contínua a superfície terrestre, possibilitando o monitoramento ambiental (Ritchie *et al.* 2003, Teixeira *et al.* 2021), principalmente, quando nos referimos a série de satélites Landsat (Loveland & Dwyer 2012, Mishra *et al.* 2016).

Concomitante ao lançamento de satélites imageadores, diversas técnicas de processamento digital de imagens foram desenvolvidas e aprimoradas, a fim de tratar um número cada vez maior de dados de sensores remotos, como a análise de imagens baseada em objetos geográficos (Geographic Object Based Image Analysis - GEOBIA). A GEOBIA emula a percepção humana com relação à objetos em uma imagem, considerando o seu tamanho, forma, tom, cor e textura (Blaschke *et al.* 2014, Hay & Castilla 2008). Essa abordagem é totalmente diferente de uma análise baseada em pixels convencional, que considera apenas o valor digital de cada pixel da imagem (Myint *et al.* 2011). Vários trabalhos utilizando GEOBIA foram empregados de diferentes formas, com diferentes finalidades (Brauchler & Stoffels 2020, Liping *et al.* 2019, Souza-Filho *et al.* 2018).

Este trabalho tem como objetivo analisar uma série temporal de imagens Landsat desde a década de 80 até os tempos atuais, a partir da metodologia GEOBIA para observar a dinâmica da cobertura e uso do solo na Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta (BHLBA). Esta bacia está localizada no Parque Estadual do Utinga (PEUt), uma unidade de conservação localizada na Região Metropolitana de Belém, no Estado do Pará (Figura 1). Trata-se de um dos maiores centros urbanos da Amazônia, que vem reduzindo sua participação no Produto Interno Bruto – PIB do Estado, mas ainda mantém seu grau de centralidade metropolitana, no que se refere à oferta de serviços, difusão de informações e conhecimentos que nutrem a dinâmica econômica da Amazônia (Cardoso *et al.* 2015).

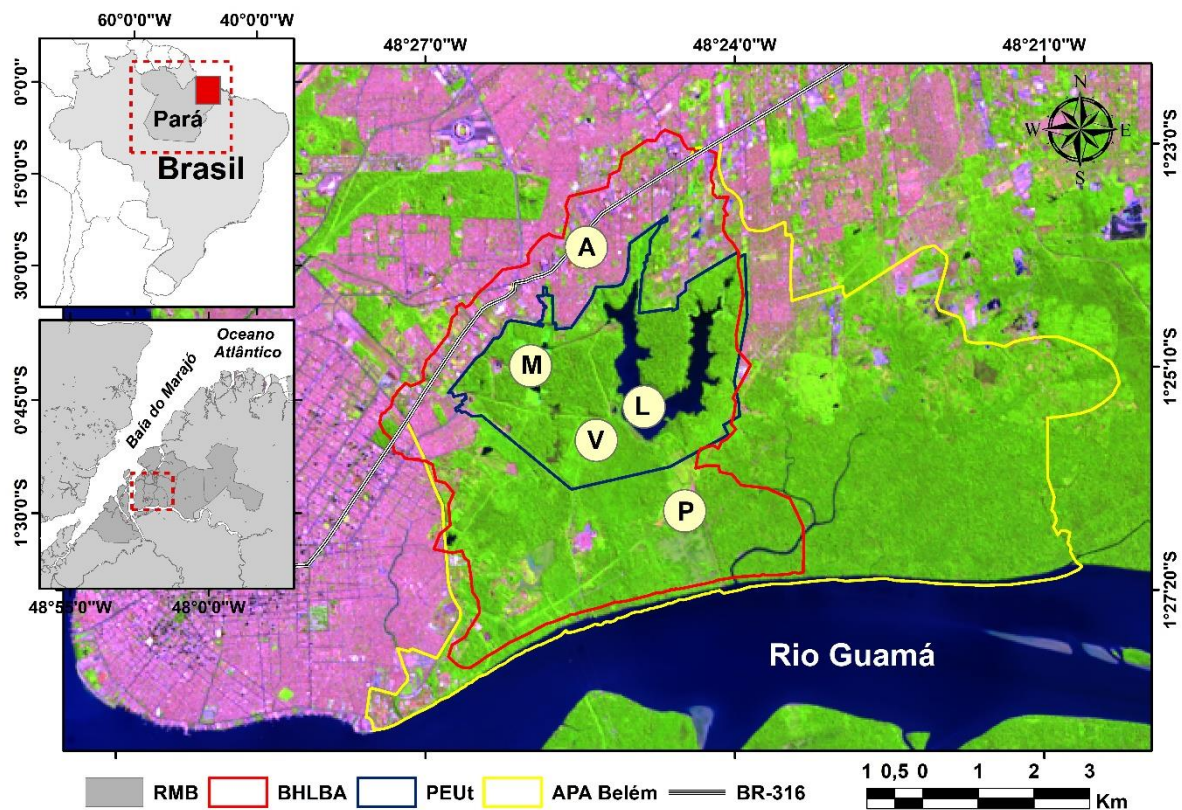


Figura 1 - Mapa de localização da área de estudo que corresponde a Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta – BHLBA e do Parque Estadual do Utinga - PEUt, ambas inseridas no contexto da Área de Preservação Ambiental da Região Metropolitana de Belém – APA Belém. Observar as classes mapeadas neste trabalho: áreas urbanas (U), vegetação arbórea (V), macrófitas aquáticas (M), lagos (L) e pastagem (P). Imagem Landsat-8 OLI 6R5G4B, adquirida em 23/07/2023. Datum de referência WGS84. Fonte: Autor.

2 MATERIAIS E METODOS

O presente trabalho foi realizado utilizando a metodologia GEOBIA. A Figura 2 ilustra as etapas que foram realizadas durante todo o trabalho, desde a aquisição dos dados, processamento, análise de imagens, tratamento estatístico e exportação para criação dos mosaicos que apresentam os resultados obtidos no trabalho.

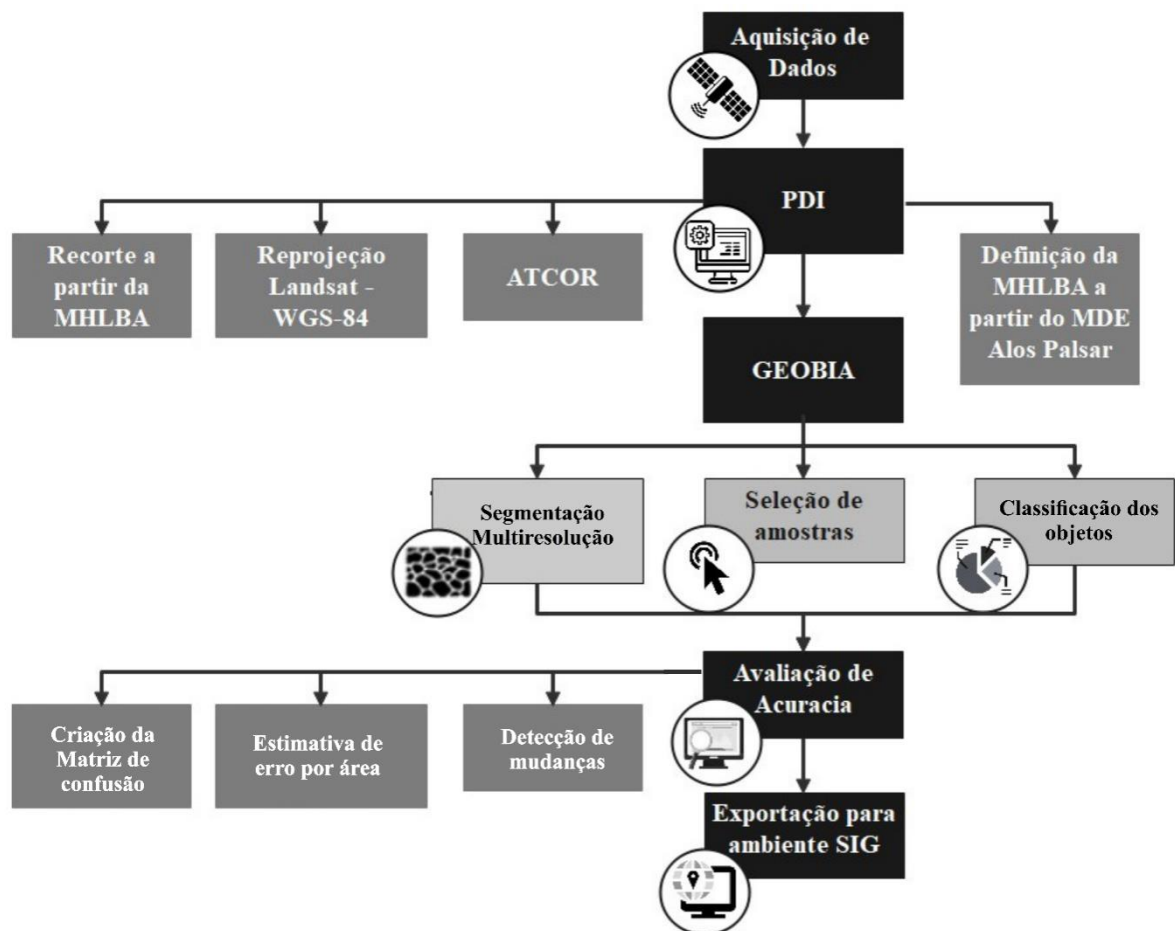


Figura 2 - Fluxograma das etapas do trabalho.

2.1 ÁREA DE ESTUDO

Historicamente, a BHLBA tem uma grande importância para a RMB, por ser uma fonte de distribuição de água limpa e potável (Araújo *et al.* 2021). Esse uso remonta os anos de 1897 e 1899, quando a bacia hidrográfica foi definida como manancial de abastecimento público. Os lagos Bolonha e Água Preta foram construídos a partir de obras de engenharia entre os anos de 1945 e 1951, que uniram as nascentes dos mananciais “Buiussuquara”, “Catu” e “Utinga”. Para fins de preservação deste local, em 1906 a antiga fazenda do Utinga foi desapropriada. (Bordalo 2006). Estes lagos estão conectados entre si, e ao Rio Guamá por um canal de adução que conecta as suas águas. Estes lagos têm o objetivo de armazenar água oriunda do Rio Guamá

para receber um tratamento de água e abastecer da população da RMB. Atualmente, na BHLBA são encontradas áreas urbanas, florestas de terra firme, áreas de pastagem e várzeas (Figura 1).

A BHLBA tem seu uso intensificado a partir de 1966, quando a estrada de ferro Belém-Bragança foi desativada para abrir espaço para a rodovia BR-316, que rapidamente se tornou a principal via de entrada e saída à cidade de Belém, acelerando a expansão urbana na parte norte da BHLBA (Bordalo 2006). Em 1984, as primeiras medidas legais foram tomadas para a proteção dos mananciais com a criação de uma área de proteção sanitária com 15,99 km² e uma área de proteção especial para fins de preservação dos mananciais da RMB com 18,25 km² (Bordalo 2006). Em 1993, esta região foi definida como Área de Proteção Ambiental da Região Metropolitana de Belém (APA Belém) com o objetivo de assegurar a qualidade das águas do manancial (Oliveira *et al.* 2018, Gutierrez *et al.* 2017, Vasconcelos & Souza 2011). No mesmo ano, o Parque Estadual do Utinga (PEUt) foi criado sobre a Área de Proteção Sanitária, com o intuito de preservar ecossistemas naturais de grande relevância ecológica e beleza cênica, além de proporcionar o desenvolvimento de pesquisas científicas e proporcionar atividades de educação ambiental, como turismo ecológico, diversão e lazer à população da RMB. Entretanto, atualmente, a BHLBA é impactada pela expansão urbana no entorno dos lagos (Fidélis *et al.* 2015, Pimentel *et al.* 2012). A Figura 1 apresenta a localização das diferentes unidades de conservação mencionadas no texto.

Segundo a classificação climática de Köppen, esta região é classificada como tropical sem estação seca, podendo ser dividida em dois períodos, o período chuvoso de janeiro a junho, e o período seco de julho a dezembro (Alvares *et al.* 2013, Gloor *et al.* 2015). Este fato limita as análises das imagens ao período seco.

2.2 CONJUNTO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO

Para a realização do trabalho, foram utilizadas imagens ópticas do satélite Landsat 5 TM (Thematic Mapper) e Landsat 8 OLI (Operational Land Imager), além de imagens de modelos digitais de elevação (MDE) das missões SRTM (Shuttle Radar Topographic Mission) e ALOS Palsar (Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar - Advanced Land Observing Satellite), que são disponibilizadas de formas gratuitas em diferentes plataformas. As imagens Landsat e SRTM foram obtidas através da plataforma do United States Geological Survey (USGS), no portal de dados Earth Explorer (earthexplorer.usgs.gov), enquanto a imagem Alos Palsar foi adquirida pela Alaska Satellite Facility (search.asf.alaska.edu). No total foram utilizadas nove imagens ópticas dos satélites Landsat adquiridas nos anos 1984, 1989, 1994,

1999, 2004, 2008, 2013, 2018 e 2023, também foram utilizados dois MDE's adquiridos em 2000 e 2007 (Tabela 1).

Tabela 1 - Lista dos dados utilizados para a realização do trabalho, informando a data de aquisição e o satélite utilizado.

| LANDSAT 5 - TM | | | LANDSAT 8 - OLI | | |
|-------------------|-----------|--------|-------------------|-----------------|--------|
| Data de Aquisição | Satélite | Tipo | Data de Aquisição | Satélite | Tipo |
| 27/07/1984 | Landsat 5 | Óptico | 27/07/2013 | Landsat 8 | Óptico |
| 10/08/1989 | Landsat 5 | Óptico | 07/06/2018 | Landsat 8 | Óptico |
| 21/06/1994 | Landsat 5 | Óptico | 23/07/2023 | Landsat 8 | Óptico |
| 21/07/1999 | Landsat 5 | Óptico | Data de Aquisição | Plataforma | Tipo |
| 15/05/2004 | Landsat 5 | Óptico | 2000 | Ônibus Espacial | SAR |
| 13/07/2008 | Landsat 5 | Óptico | 2007 | Alos Palsar | SAR |

A escolha do uso da série Landsat para a análise se dá pela sua alta cobertura espaço-temporal e sua similaridade nas suas bandas espectrais, oferecendo 30 metros de resolução espacial (e uma banda de 15 metros no Landsat 8 OLI), com pequenas diferenças em seus intervalos (Loveland & Dwyer 2012, Mishra *et al.* 2016). As imagens Landsat escolhidas para realização do trabalho, correspondem a coleção 2, com nível 1 de processamento, que apresenta reparações geométricas e posicionamentos de precisão a partir de pontos de controle no terreno (GCPs) da Agência Espacial Europeia (ESA). Essa atualização gera uma melhora geodésica por pixel das imagens Landsat, de modo que os erros residuais dos pixels medidos sejam inferiores a 30 metros (Storey *et al.* 2019, USGS 2020a, 2020b).

2.3 PROCESSAMENTO DE DADOS

O MDE obtido a partir do satélite ALOS Palsar em 2006 foi utilizado com o objetivo de delimitar os limites da MHLBA, utilizando a ferramenta *ArchHydro Tools* do software ArcGIS 10.5 (Silva *et al.* 2020). Essa extração foi possível devida a sua resolução espacial de 12,5 metros (Bouvet *et al.* 2018). Os dados da missão SRTM foram gerados em 2000 pelo ônibus espacial Endeavour, com uma precisão de 1 segundo de arco global (aproximadamente 30 metros no equador) de resolução espacial (Rabus *et al.* 2003). Este MDE foi utilizado com o objetivo de ortorretificar e corrigir as imagens Landsat radiometricamente utilizando o algoritmo de correções de imagens ATCOR - Ground Reflectance Wizard. Desta forma, os valores digitais dos pixels foram convertidos para refletância, com base em um modelo de transferência radioativa de espalhamento e absorção, considerando a altimetria do terreno (Richter & Schlöpfer 2002).

Após o processo de correção das imagens, deu-se início a etapa de reprojeção das mesmas, para o Datum WGS-84, zona 22 do hemisfério sul. Posteriormente, foi realizado o recorte das cenas com base no contorno da BHLBA. Índices de vegetação (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI) e de água (Normalized Difference Water Index – NDWI) por diferenças normalizadas foram gerados (Kucharczyk *et al.* 2020). Por fim, as bandas de todas as imagens foram reunidas em um único arquivo, juntamente com os MDE's, com o objetivo de gerar uma única segmentação para a realização das classificações das imagens dos diferentes anos. As classes definidas na classificação foram macrófitas aquáticas, lagos, área urbana, vegetação arbórea e pastagem. A descrição de cada classe é apresentada na Figura 3.

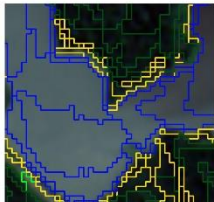

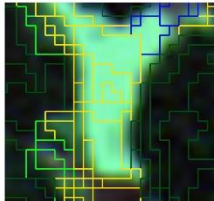



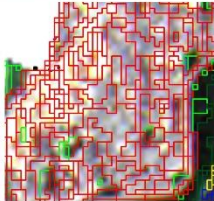



| Classes | Imagem Segmentada | Fotografia de campo | Descrição |
|--------------------------|---|---|---|
| Lagos (L) |  |  | Lagos, rio e demais corpos hídricos. Os lagos apresentam água preta com grandes quantidades de matéria orgânica dissolvida, enquanto o rio apresenta água branca rica em sólidos em suspensão |
| Macrófitas aquáticas (M) |  |  | Conjunto de plantas aquáticas e semiaquáticas desenvolvidas na superfície dos lagos e/ou em seu entorno. |
| Vegetação arbórea (V) |  |  | Caracterizada por uma floresta ombrófila densa nativa e secundária, com dosséis abertos e fechados. |
| Área Urbana (A) |  |  | Assentamentos urbanos constituídos com uma alta densidade populacional e obras de engenharia. |
| Pastagens (P) |  |  | Área constituída por gramíneas (vegetação herbácea), por vezes, com pequenos arbustos destinada em sua maioria a atividades pastoris. |

Figura 3 - Descrição das classes de cobertura e uso do solo identificadas neste trabalho.

2.4 ANÁLISE DE IMAGENS BASEADA EM OBJETOS GEOGRÁFICO - GEOBIA

A GEOBIA é um método de processamento digital de imagens que emula a percepção humana com relação a objetos, considerando o tamanho, forma e cor dos mesmos, estudando entidades geográficas ou fenômenos (Blaschke *et al.* 2014, Hay & Castilla 2008). Esta metodologia possui essencialmente três principais processos: (i) segmentação multiresolução, (ii) treinamento de amostras e definição dos intervalos espectrais dos alvos, e (iii) classificação dos objetos (Souza-Filho *et al.* 2018).

2.4.1 Segmentação multiresolução

Neste trabalho, para segmentar as imagens a partir da GEOBIA e para a detecção de mudanças, os segmentos foram gerados com base em um conjunto de dados multi-temporais, ou seja, usando todos os dados adquiridos em diferentes momentos compondo uma pilha de dados (Listner & Niemeyer 2010). Assim, a segmentação gerada foi representativa para todos os anos de aquisição. Esta abordagem foi utilizada com o intuito de observar os objetos que tiveram a sua classificação alterada ao longo dos anos.

A segmentação foi realizada no software eCognition®. A segmentação foi gerada a partir do algoritmo *multiresolution segmentation*, que fragmenta a imagem com base em três parâmetros: compacidade (compacidade versus suavidade), escala (limites de heterogeneidade) e forma (homogeneidade espectral versus forma do objeto) (Definiens Developer 2012). Para essa análise, definiu-se os valores dos parâmetros, 0.8 para o parâmetro Compacidade, 2 para a escala e o brilho médio das bandas (“*brightness*”) para a forma. Este algoritmo também permite definir “pesos” para cada banda espectral contida no arquivo, assim podendo considerar a magnitude para a segmentação da análise. Os pesos para as bandas do Landsat 5 foram definidos com os seguintes valores 0, 2, 1, 1, 7, 7, 3 e 7 para as bandas B1, B2, B3, B4, B5, B7, BNDVI e BNDWI, respectivamente. Enquanto para as bandas do Landsat 8 foram definidos os pesos 0, 0, 3, 4, 3, 3, 7, 1, 7, 1 e 7 para as bandas B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B9, BNDVI e BNDWI, respectivamente. Os MDE’s tiveram os pesos de 7 e 5 para SRTM e ALOS Palsar, respectivamente. Esses valores foram definidos de forma heurística a partir da tentativa e erro, que é interativa e demorada (Georganos *et al.* 2018, Kucharczyk *et al.* 2020, Souza-Filho *et al.* 2018). Desta forma, foi gerada a segmentação multiresolução, apresentada na figura 4.

2.4.2 Classificação das imagens a partir de GEOBIA

A partir da segmentação das imagens foram criados vários níveis com cópias da segmentação gerada, uma para cada ano analisado, onde as classes foram definidas com funções de pertinência. As funções de pertinência descrevem as propriedades específicas de cada classe,

com definições dos limiares das bandas espectrais com base em análises de separabilidade das classes (Souza-Filho *et al.* 2018). Para definir os limiares, coletamos amostras de segmentos até se obter os valores representativos das demais classes. Além disso, como a classe de Macrófitas aquáticas era composta por um pequeno grupo de segmentos e para evitar confusão com os grupos de vegetação, optou-se em classificar os objetos de forma manual.

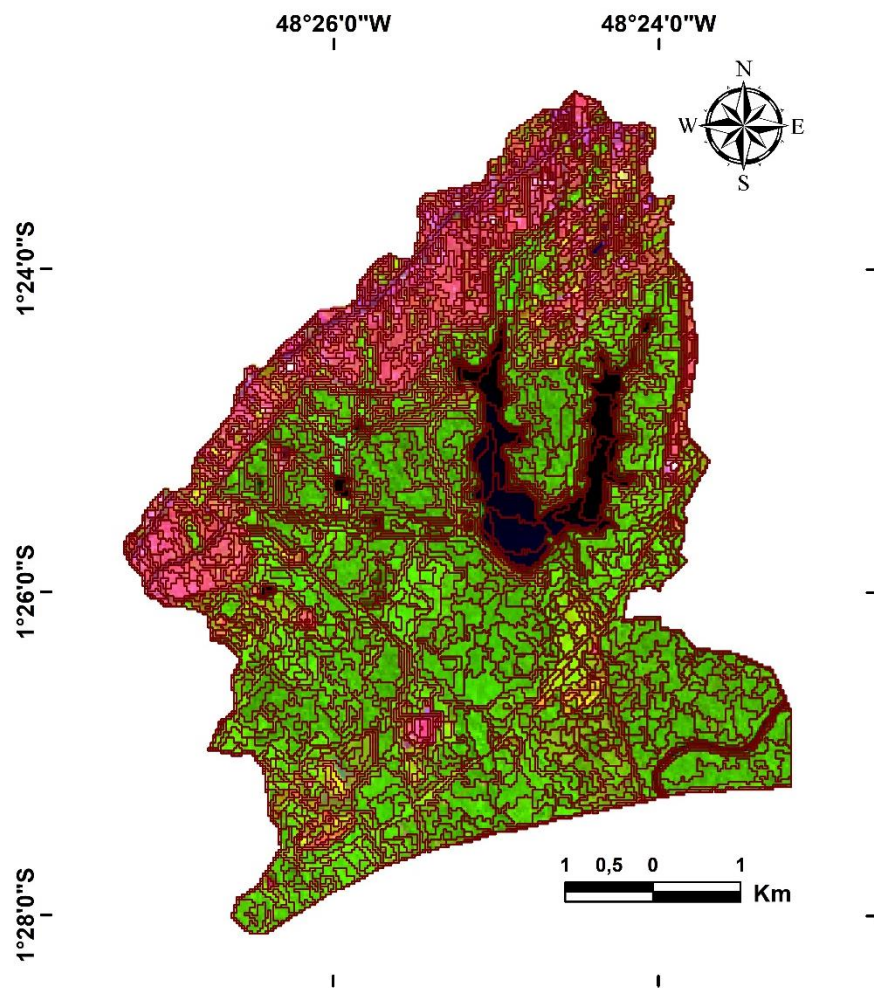


Figura 4 - Segmentação multiresolução. Imagem Landsat-8 OLI 6R5G4B adquirida em 2023.




























Em seguida foi estabelecido vários conjuntos de regras para classificar os lagos, ocupação antrópica, vegetação arbórea e pastagem. Utilizando funções de pertinência simples, como a gaussiana (I) ou faixa completa (II). Assim, o processo de classificação se deu da seguinte ordem: (I) Lagos, (II) Macrófitas aquáticas (classificação manual), (III) Ocupação Antrópica, (IV) Vegetação Arbórea e (V) Pastagem. Esse método permitiu a combinação das vantagens da geração e classificação semiautomática de objetos com a interpretação visual humana, para obter resultados precisos na classificação de objetos mais complexos, assim refinando a classificação (Benz *et al.* 2004). A Tabela 2 resume as principais etapas utilizadas

durante a análise GEOBIA, como a árvore de processos, os algoritmos utilizados e as funções de pertinência com seus intervalos.

2.5 AVALIAÇÃO E PRECISÃO DE ACURÁCIA.

Com o objetivo de reforçar e dar confiabilidade nos dados e nas análises realizadas, foi realizada uma avaliação quantitativa de acurácia dos dados gerados, com a finalidade de encontrar erros e incertezas das classificações (Stehman 2009, Pontius & Millones 2011, Olofsson *et al.* 2014). Essa análise foi realizada para estimar a área a partir da contagem de pixels, pois isso inevitavelmente leva a erros de classificação. A partir do uso das boas práticas para avaliação de acurácia sugeridas por Olofsson *et al.* (2014) obtivemos as margens de erro para cada classe mapeada.

Tabela 2 - Árvore de processos, algoritmos e funções de associação usados na classificação seguindo a metodologia GEOBIA. E = escala, F = forma, C = compacidade.

| Processo | Classes | Algoritmo | Funções de pertinência com seus intervalos | |
|--|----------------------|--|--|---|
| | | | L5-TM | L8-OLI |
| 1. Segmentação | | Segmentação Multiresolução | E = 2, F = Brilho, C = 0.8 | |
| 2. Classificação | Lagos | Classificação, Filtro não classificado |  B2: 4.2 – 22.3 |  B5: 3.5 – 17.5 |
| | | |  B3: 2.1 – 17.2 |  B6: 0 – 13.4 |
| | | |  B4: 3.1 – 25.6 |  B7: 0 – 10.4 |
| | | |  B5: 0 – 15.5 | |
| | | | | |
| | Área Urbana | Classificação, Filtro não classificado |  B1: 5.9 – 18.5 |  B2: 8.2 – 48.2 |
| | | |  B3: 9.8 – 38.3 |  B4: 6.1 – 70.2 |
| | | |  NDVI: 0.3 – 0.5 |  B6: 16.2 – 98.9 |
| | Vegetação Arbórea | Classificação, Filtro não classificado |  B3: 3.8 – 8.2 |  B7: 1.8 – 8.5 |
| | | |  B5: 12.2 – 18.8 |  B8: 0.2 – 5.2 |
| | | |  B7: 4.6 – 8.9 |  B9: 9.5 30.1 |
| | Pastagem | Classificação, Filtro não classificado |  B1: 2.6 – 9.5 |  B3: 2.7 – 12.1 |
| | | |  B2: 7.6 – 13.2 |  B4: 0.6 – 13.5 |
| | | |  B3: 5.5 – 15.3 |  B7: 5.4 – 29.2 |
|  NDVI: 0.3 – 0.73 | | |  B8: 2.7 – 12.5 | |
| | Macrófitas aquáticas | Classificado Manualmente | | |

Para a avaliação de acurácia foram coletados 500 pontos de controle coletados no terreno – GCPs na área de estudo para avaliar a imagem mais recente (2023) e complementados com mais pontos gerados no Google Earth Pro, sobre imagens de alta resolução espacial. Para

avaliar as imagens de 2004, 2008, 2013 e 2018, foram coletados cerca de 850 pontos de controle para cada imagem usando a ferramenta “imagens histórica” do Google Earth Pro. As imagens demais imagens de 1984, 1989, 1994 e 1999 tiveram seus 850 GCPs sorteados de forma aleatória e comparados com sua respectiva imagem de referência. Os pontos gerados foram distribuídos com base na proporção de área e carregados no plugin AcATaMa 23.4 no software QGIS 3.28 e assim foi gerada a matriz de erro para cada ano analisado.

A partir da matriz de erro gerada após a classificação de cada imagem foram calculados os índices de acurácia global, acurácia do produtor e do usuário, os erros de omissão e comissão, além dos erros de desacordo de alocação e desacordo de quantidade (Congalton & Green 2019, Pontius & Millones 2011). Os índices de concordância Kappa não foram considerados, visto que são redundantes para fins de análise de precisão de mapas temáticos multitemporais (Pontius & Millones 2011, Pontius 2000). Por fim, seguindo as boas práticas recomendadas por Olofsson et al., (2014), foram estimados os erros por área mapeada com um intervalo de confiabilidade de 95%, com as estimativas de área devidamente corrigidas.

2.6 ANÁLISE DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS.

Foi realizada uma análise de detecção de mudanças para quantificar a expansão, redução ou a ausência de mudanças de classes em relação umas às outras, para entender a dinâmica espaço-temporal ao longo dos anos. Foi utilizando a metodologia “From-To” proposta por Lu et al. (2014) para os pares de anos de 1984-1989, 1989-1994, 1994-1999, 1999-2004, 2004-2008, 2008-2013, 2013-2018, 2018-2023 e 1984-2023. Assim, foi analisada as mudanças nas áreas das classes que não sofreram alterações ao longo do período analisados (e.g. área urbana-área urbana) e das cinco principais transições observadas (e.g. lago-macrófitas, área urbana-pastagem, vegetação arbórea-pastagem, pastagem-área urbana, pastagem-vegetação arbórea). Outras mudanças foram detectadas, porém não foram consideradas por estarem dentro da margem de erro por área classificada.

3 RESULTADOS

3.1 AVALIAÇÃO DE ACURÁCIA

Em geral, as classificações apresentaram ótimos valores de índice de acurácia global, onde o menor valor registrado foi de 88,2% em 2018, com um erro de alocação de 10,7%. Em todos os anos analisados, predominaram os erros de alocação, com exceção de 1989, que apresentou um maior erro de quantidade, com um índice de 3,97% e com uma acurácia global de 93,1%. A imagem de 1999 obteve os melhores índices de acurácia global, com valor de 95,2%, erro de alocação de 2,88 e erro de quantidade de 1,96 (Figura 5A).

A Figura 5B e 5C apresentam os erros de omissão e comissão, sendo eles os erros obtidos a partir da acurácia do produtor e do usuário, respectivamente. Onde, os erros de comissão se mostraram maiores em relação aos erros de omissão. A acurácia do produtor e do usuário foram superiores a 80%, exceto para a classe de pastagem que teve a acurácia do produtor de 74,4% em 2018. Além da classe de macrófitas que apresentou uma acurácia do usuário de 72,2% em 2004.

De forma geral, os valores de desacordo de alocação foram maiores que os valores de desacordo de quantidade para cada classe individual, apresentando os maiores valores nas classes de vegetação arbórea e pastagem, como é observado na Figura 5D. Em poucos casos, o desacordo de quantidade foi maior que o de alocação, como observado na classe de pastagem em 1989, que apresentou erro de quantidade de 2% e de alocação de 4%. O maior desacordo de alocação ocorreu na classe de pastagem em 2018 com o valor de 7,8%, enquanto o maior desacordo de quantidade ocorreu na mesma classe no ano de 1989 na classe de pastagem (Figura 5D).

3.2 ANÁLISE DA DINÂMICA DA COBERTURA E USO DO SOLO

A combinação das imagens Landsat com os MDE's, interpretação visual e classificações automáticas utilizando a metodologia GEOBIA permitiu o reconhecimento de cinco classes de mapeamento. A Figura 5 apresenta as cenas classificadas com as imagens de referência usadas para os anos de 1984, 1989, 1994, 1999, 2004, 2008, 2013, 2018 e 2023. A dinâmica das áreas de cobertura e uso do solo ao longo do período é ilustrada na Figura 6 e os valores das áreas em hectare e porcentagem são apresentados na Tabela 3 e na figura 7. Observa-se a tendência de crescimento da área de floresta arbórea que aumentou de 1589 ha em 1984 (que representa 39,5% da área) para 2143,8 ha em 2023 (que representa 53,1% da área). Em contraste, a pastagem veio perdendo área ao passar dos anos, passando de 1315 ha em 1984 (32,7%) para 714,2 ha em 2023 (17,7%), mostrando a consolidação da vegetação arbórea na área da BHLBA,

principalmente dentro da APA Belém, onde existiam antigas áreas de pastagens que foram desapropriadas para a preservação dos mananciais. A classe de Macrófitas aquáticas apresentou um aumento considerável ao longo do período estudado, passando de 57,5 ha em 1984 (1,4%) para 134,5 ha em 2023 (3,3%). Em oposição a expansão das macrófitas aquáticas, a classes de lagos perdeu área, diminuindo, de 357 ha em 1984 (8,9%) para 210,6 ha em 2023 (5,2%). A área urbana apresentou uma tendência de crescimento, passando de 703,1 em 1984 (17,5%) para 836,4 ha em 2023 (20,7%).

3.3 ESTIMATIVAS DE ERRO POR ÁREA

A Tabela 4 apresenta as áreas e as estimativas de erros por classe mapeada a partir da matriz de confusão. As margens de erros relatadas são proporcionais ao tamanho da área, onde quanto maior foi a área, maior foi o erro.

O ano que teve as maiores margens de erro foi 2018, visto que a cena teve o menor percentual de acurácia geral (88,2 %), sendo bastante influenciado pelos erros de omissão, comissão, alocação e quantidade. A classe de vegetação arbórea em 1984, apresentando uma margem de erro de ± 47 ha, enquanto em 2018 foi $\pm 72,7$ ha. A classe de pastagem variou entre $\pm 52,4$ ha em 1999 à $\pm 68,2$ há em 2021. Já a classe de área urbana teve a menor margem de erro em 1999 com $\pm 34,8$ ha e em 2004 apresentou seu máximo com ± 51 ha. Lagos variaram de $\pm 15,8$ ha em 2023, com máxima de $\pm 34,8$ em 2018. Por fim, a macrófitas aquáticas teve a menor margem de erro em 1984, com margem de erro de $\pm 9,4$ ha com máxima em 1984 com $\pm 28,2$ ha.

3.4 ANÁLISE DE DETECÇÃO DE MUDANÇAS

A análise de detecção de mudanças permitiu melhor compreender a trajetória da dinâmica de uma classe que pode sofrer alteração para outra classe. Assim, utilizando a metodologia “From-To” identificamos e quantificamos as áreas que permaneceram inalteradas nas cinco classes analisadas (macrófitas aquáticas, lagos, área urbana, vegetação arbórea e pastagem), além de apresentar as principais conversões para outras classes ao longo do tempo, sendo elas: lagos - macrófitas aquáticas, área urbana – pastagem, vegetação arbórea – pastagem, pastagem – área urbana e pastagem – vegetação arbórea. A Tabela 5 e a Figura 8 apresentam os resultados da análise de detecção de mudanças.

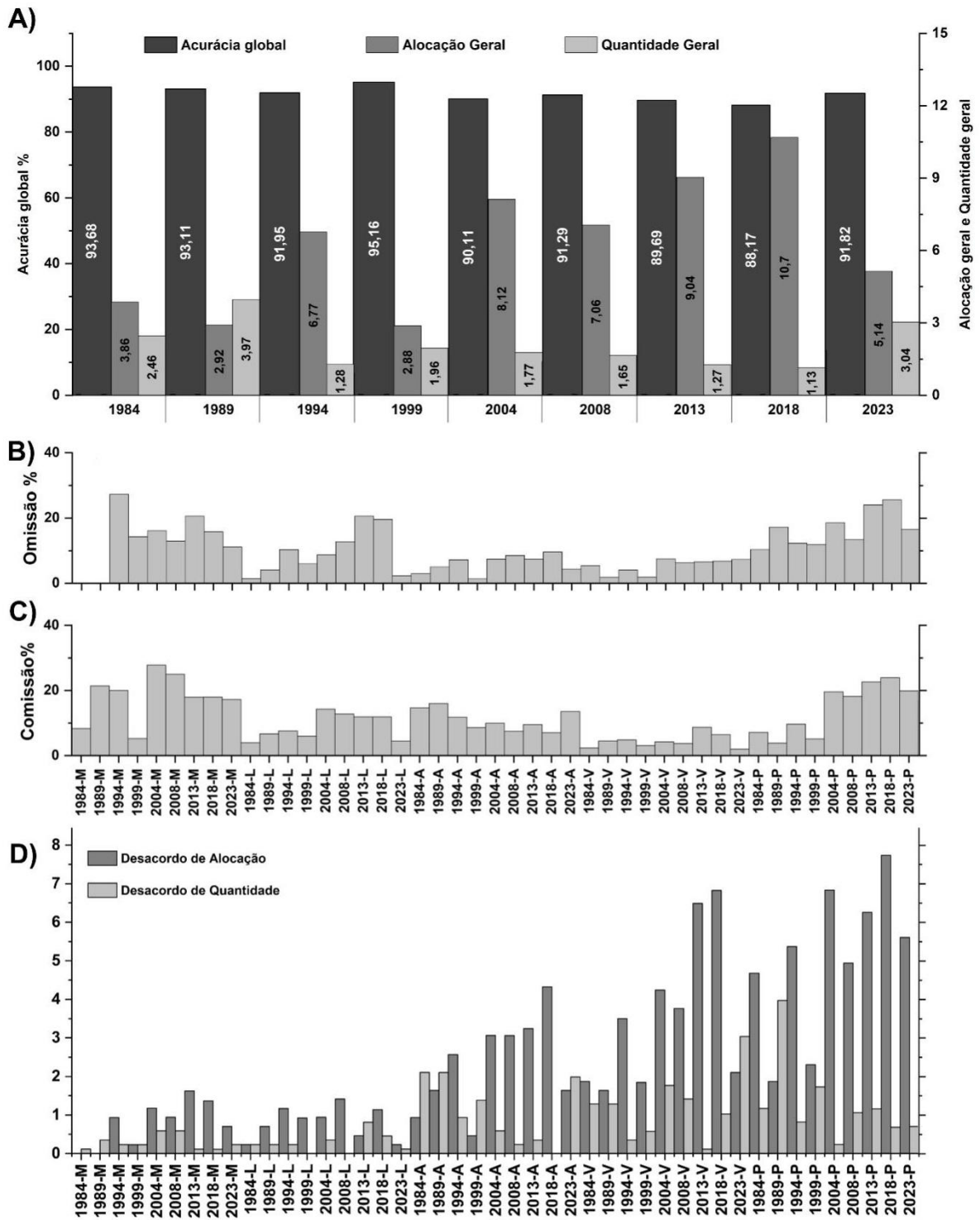


Figura 5 - Avaliação de acúrcia ilustrando os valores de acúrcia global, desacordo de alocação e quantidade (A); erros de omissão (B) e erros de comissão (C) por classe; desacordo de alocação e quantidade por classe (D). Todos os valores são apresentados em %. M = Macrófitas aquáticas, L = Lagos, A = Áreas urbanas, V = Vegetação arbórea, P = Pastagem.

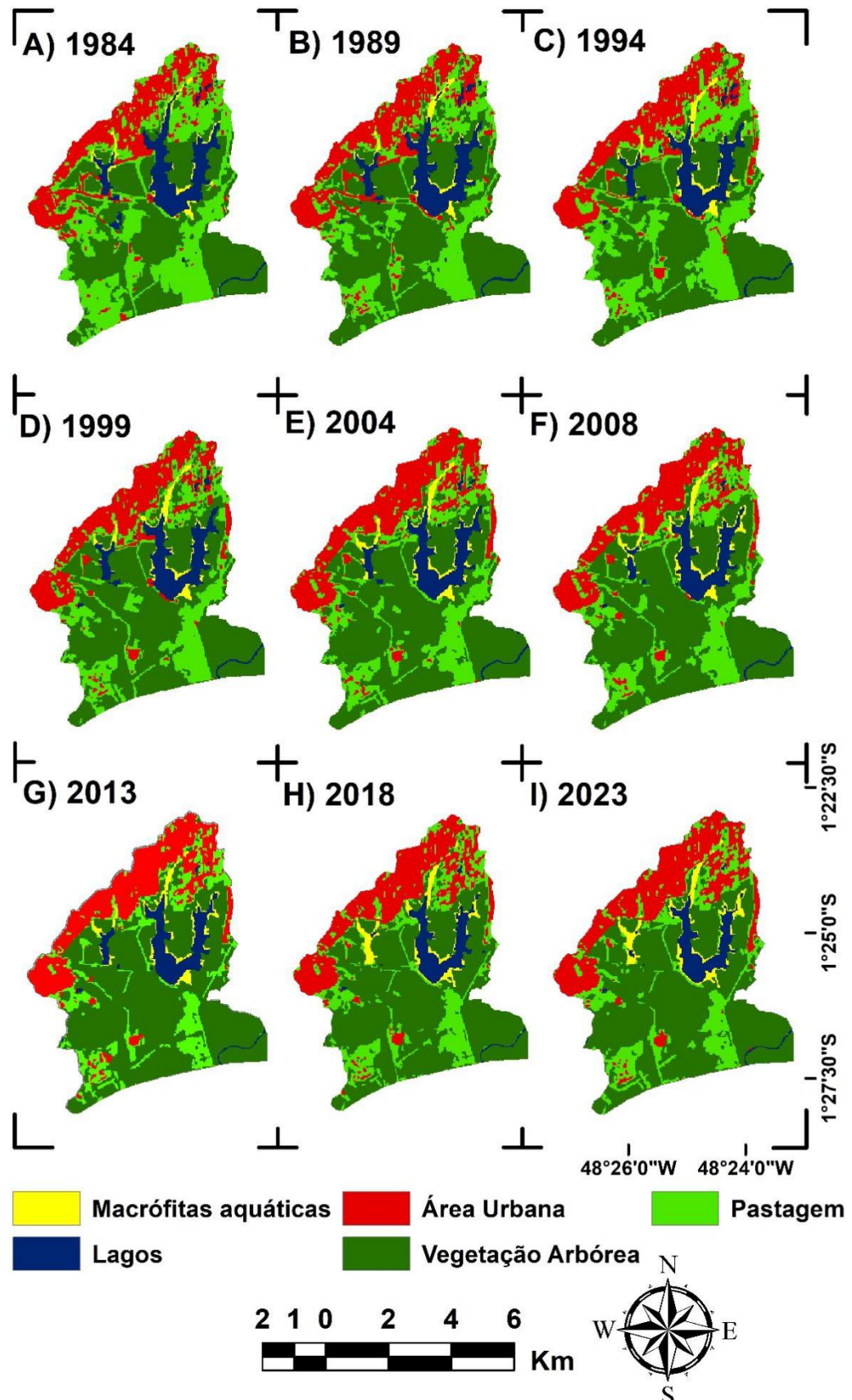


Figura 6 - Mapa das classes de cobertura e uso do solo na Bacia Hidrográfica dos Lagos Bolonha e Água Preta (BHLBA) para os anos de 1984 (A), 1989 (B), 1994 (C), 1999 (D), 2004 (E), 2008 (F), 2013 (G), 2018 (H), 2023 (I).

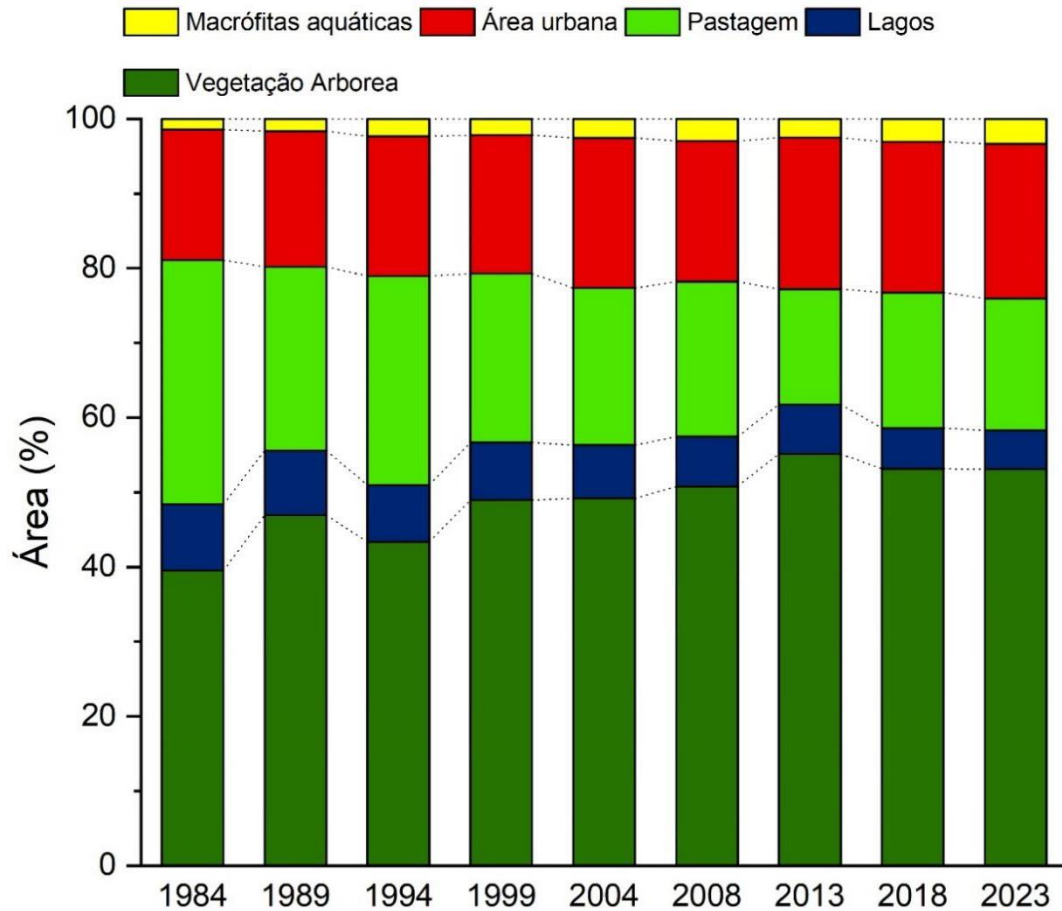


Figura 7 - Variação das áreas de cobertura e uso do solo na área em estudo.

Tabela 3 - Quantificação das áreas classificadas em hectare ao longo dos anos com seu percentual equivalente em cada ano analisado.

(continua)

| | Macrófitas aquáticas | Lagos | Área urbana | Vegetação arbórea | Pastagem |
|-------------|-----------------------------|--------------|--------------------|--------------------------|-----------------|
| 1984 | 57,5 | 357,0 | 703,1 | 1589,0 | 1315,0 |
| | 1,4 % | 8,9 % | 17,5 % | 39,5 % | 32,7 % |
| 1989 | 66,1 | 352,7 | 736,8 | 1903,4 | 998,3 |
| | 1,6 % | 8,7 % | 18,2 % | 46,9 % | 24,6 % |
| 1994 | 94,2 | 307,8 | 757,8 | 1756,1 | 1133,1 |
| | 2,3 % | 7,6 % | 18,7 % | 43,4 % | 28,0 % |
| 1999 | 87,9 | 311,8 | 749,5 | 1977,1 | 912,2 |
| | 2,2 % | 7,7 % | 18,6 % | 49,0 % | 22,6 % |
| 2004 | 103,5 | 289,9 | 816,3 | 1995,7 | 853,6 |
| | 2,5 % | 7,1 % | 20,1 % | 49,2 % | 21,0 % |

(conclusão)

| | | | | | |
|-------------|-------|-------|--------|--------|--------|
| 2008 | 120,7 | 270,4 | 764,2 | 2061,1 | 842,0 |
| | 3,0 % | 6,7 % | 18,8 % | 50,8 % | 20,7 % |
| 2013 | 100,9 | 265,1 | 811,0 | 2205,3 | 617,5 |
| | 2,5 % | 6,6 % | 20,3 % | 55,1 % | 15,4 % |
| 2018 | 123,5 | 220,9 | 815,9 | 2146,5 | 733,6 |
| | 3,1 % | 5,5 % | 20,2 % | 53,1 % | 18,2 % |
| 2023 | 134,5 | 210,6 | 836,4 | 2143,8 | 714,2 |
| | 3,3 % | 5,2 % | 20,7 % | 53,1 % | 17,7 % |

Tabela 4 - Estimativas de área corrigidas por classe mapeada.

| Ano | Macrófitas aquáticas | Lagos | Área urbana | Vegetação arbórea | Pastagem |
|-------------|-----------------------------|--------------|--------------------|--------------------------|-----------------|
| 1984 | 52,7 ± 9,4 | 347,6 ± 18,2 | 618,8 ± 44 | 1640,9 ± 47 | 1361,6 ± 62,3 |
| 1989 | 52 ± 14,8 | 343,4 ± 25,4 | 652 ± 49 | 1851 ± 45,7 | 1159 ± 62,8 |
| 1994 | 103,6 ± 28,2 | 317,6 ± 31,1 | 720,6 ± 48,6 | 1742,3 ± 52,1 | 1164,9 ± 64,7 |
| 1999 | 97,2 ± 18 | 311,8 ± 25,5 | 694,4 ± 34,8 | 1953,9 ± 41,3 | 981,1 ± 52,4 |
| 2004 | 101,4 ± 27,9 | 265,4 ± 33,3 | 803,9 ± 51 | 2069,3 ± 64,7 | 818,9 ± 70,7 |
| 2008 | 111 ± 26,5 | 261,9 ± 33,4 | 783 ± 47,7 | 2118 ± 60,5 | 784,5 ± 63,8 |
| 2013 | 112,3 ± 29,6 | 228,5 ± 30,9 | 799,6 ± 44,9 | 2184,1 ± 66,5 | 675,3 ± 68,3 |
| 2018 | 131 ± 28,1 | 236 ± 34,8 | 830,6 ± 52 | 2094,4 ± 72,7 | 748,3 ± 73,6 |
| 2023 | 125,4 ± 24,7 | 206 ± 15,8 | 756,1 ± 48,7 | 2266,4 ± 58,3 | 685,6 ± 63,3 |

Tabela 5 - Análise de detecção de mudanças ao longo dos anos na BHLBA em hectare (ha). M = macrófitas aquáticas, L = lagos, A = Área urbana, V = vegetação arbórea e P = pastagem.

| | <u>1984</u> | <u>1989</u> | <u>1994</u> | <u>1999</u> | <u>2004</u> | <u>2008</u> | <u>2013</u> | <u>2021</u> | <u>1984</u> |
|------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | <u>1989</u> | <u>1994</u> | <u>1999</u> | <u>2004</u> | <u>2008</u> | <u>2013</u> | <u>2018</u> | <u>2023</u> | <u>2023</u> |
| L-M | 18,9 | 32,8 | 11,8 | 21,7 | 21,1 | 15,41 | 42,70 | 7,9 | 97,1 |
| A-P | 102,4 | 100,1 | 94,4 | 72,8 | 103,9 | 65,06 | 110,69 | 40 | 126 |
| V-P | 60,7 | 232,2 | 52,3 | 115,3 | 69,4 | 89,58 | 168,35 | 26,5 | 60,6 |
| P-A | 138 | 114,1 | 98,1 | 125,4 | 48,1 | 133,38 | 79,29 | 38,1 | 273,8 |
| P-V | 345,2 | 85 | 276,4 | 128,8 | 136,1 | 236,20 | 95,27 | 92,9 | 528 |
| M | 39,3 | 51,8 | 69,3 | 70 | 89,8 | 64,39 | 57,55 | 117,6 | 25,7 |
| L | 319,4 | 288,9 | 282,02 | 268,1 | 257,2 | 235,65 | 202,56 | 198,6 | 207,5 |
| A | 581,3 | 612,8 | 644,1 | 661,9 | 707 | 655,73 | 687,59 | 796,9 | 521,2 |
| V | 1505,5 | 1623,1 | 1673 | 1826,9 | 1906,1 | 1.908,45 | 1.986,66 | 2044,3 | 1497,3 |
| P | 819,8 | 789,8 | 754,3 | 653 | 665,4 | 453,87 | 433,70 | 641,9 | 503,8 |

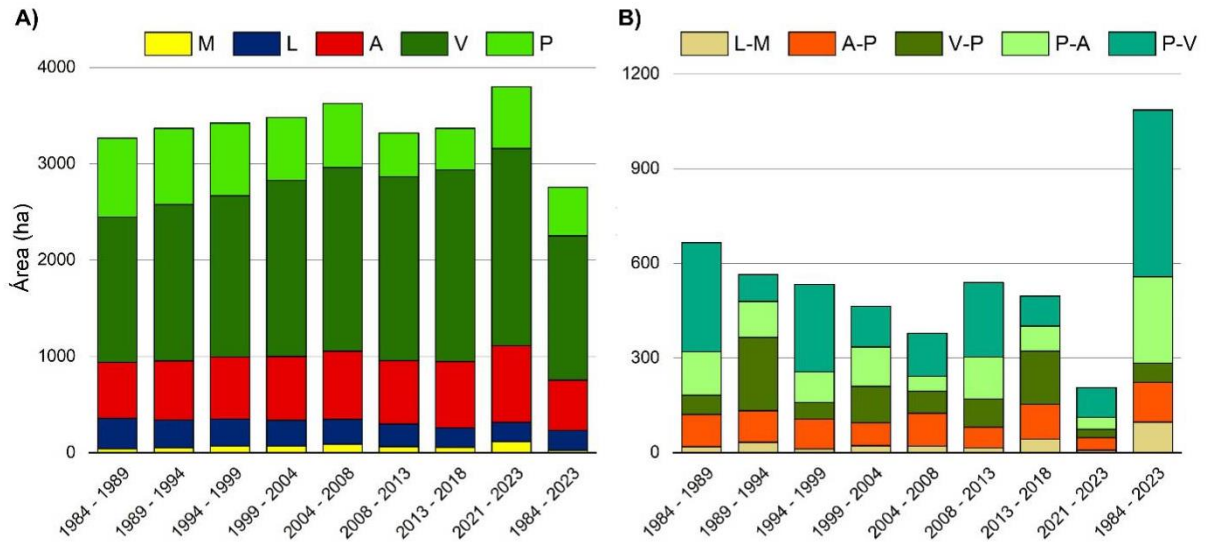


Figura 8 - A) Área das classes não modificadas e B) Área das principais conversões observadas entre as classes. MA = Macrófitas aquáticas, L = Lagos, AU = Áreas urbanas, VA = Vegetação arbórea, P = Pastagem.

Os resultados dessa análise indicam que entre 1984 e 2023 a classe vegetação arbórea teve a maior área que permaneceu inalterada (1497,3 há), o que representa 37,3 % da área de estudo. Em outras palavras, dos 1589 ha de vegetação arbórea existente em 1984, 1497,3 ha foram conservados até 2023 (Figura 8A). A maior conversão de área de vegetação arbórea foi para pastagem (60,7 ha), observando-se a maior conversão no período de 1989 à 1994, quando um total de 232,2 ha foram convertidos para essa categoria (Figura 8B).

Se observarmos a conversão de pastagem em área urbana podemos perceber que nos primeiros anos da análise a mudança foi mais intensa (Figura 8B). De 1984-1989, 138,1 ha foi convertido em área urbana. O período de 2004-2008 apresentou as menores conversões (48,13 há), tendo um aumento de 133,38 ha no período subsequente (2008-2013). Nos anos seguintes, observa-se conversões em torno de 38 a 61 ha. A Figura 8B ilustra a expansão da área urbana sobre a pastagem.

A conversão mais significativa na área de estudo foi a da pastagem para vegetação arbórea. De 1984-2023 observa-se uma conversão de 528 ha, maior parte dessa observada entre 1984-1989 (345,22 ha). A Figura 9 apresenta os resultados obtidos na detecção de mudança. Podemos observar a conversão da classe de pastagem para vegetação arbórea ao longo dos anos, onde é conversão se dá pela desapropriação da antiga fazenda do Utinga que se situava na região, assim, observando-se um processo natural de recomposição florestal.

A classe lagos foi progressivamente convertida em macrófitas aquáticas, onde podemos perceber a expansão das macrófitas em especial sobre o Lago Bolonha ao longo dos anos

(Figura 9). De 1984 a 2023, 97,1 ha dos lagos foram convertidos em macrófitas e 207,5 ha permaneceram inalterados (Figura 9).

A ocupação urbana veio aos poucos ganhando espaço dentro da BHLBA. Em 1984 apresentava uma área de 703,1 ha (17,5 %) e em 2023 passou a cobrir uma área de 836,4 ha (20,7 %), representando um aumento de 19%. Na análise de detecção de mudanças, somente 521,1 ha dessa classe permaneceram inalterados entre 1984 e 2023 (tabela 5 e figura 9A).

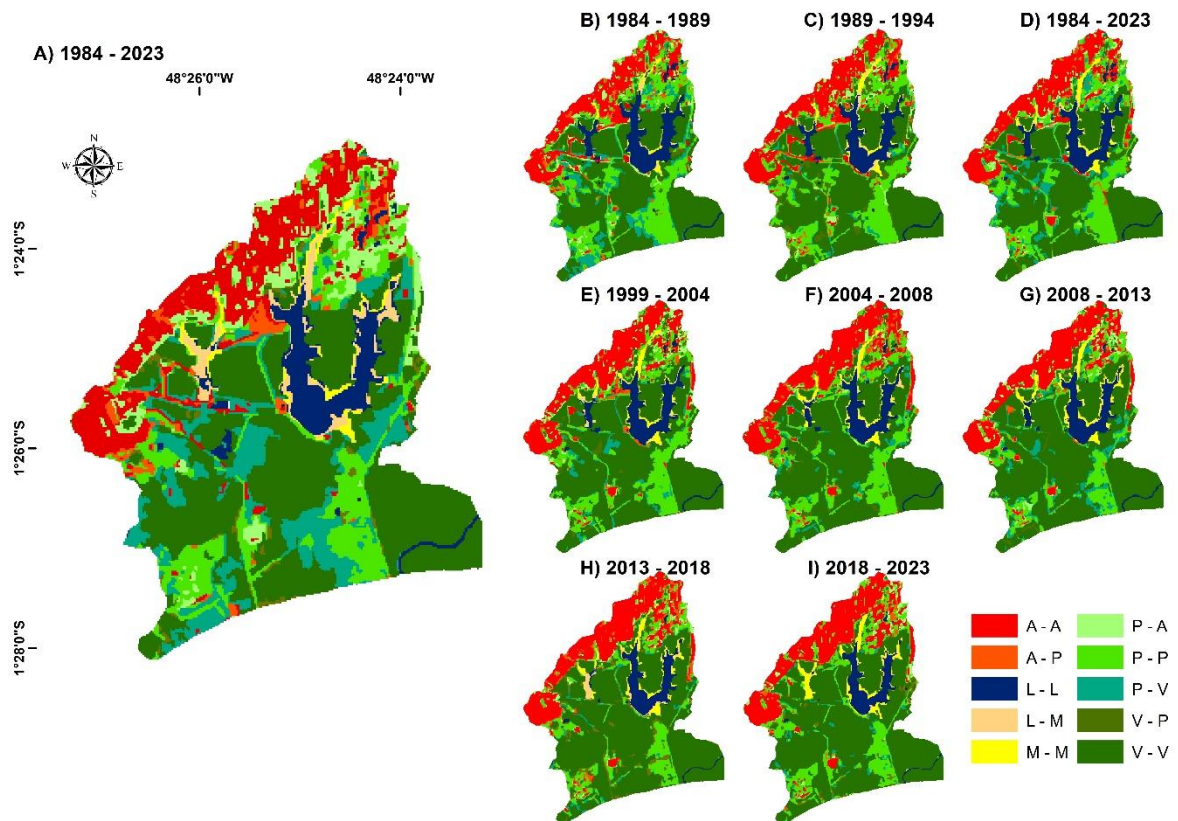


Figura 9 - A) Mapas de detecção de mudança das classes de cobertura e uso do solo para os períodos de B) 1984-2023; C) 1984-1989; c) 1989-1994; d) 1994-1999; e) 1999-2004; f) 2004-2008; g) 2008-2018; h) 2018-2021; i) 2021-2023. M = Macrófitas aquáticas, P = Pastagem; V = Vegetação arbórea; A = Área urbana e; L = Lagos.

4 DISCUSSÃO

4.1 DETECÇÃO DE MUDANÇAS DO USO E DA COBERTURA DO SOLO

As mudanças da cobertura e uso do solo observadas na BHLBA ocorrida nas últimas quatro décadas estão principalmente relacionadas à conversão de pastagem para vegetação arbórea (528 ha entre 1984 e 2023) e de pastagem para área urbana (273,8 ha entre 1984 e 2023). Portanto, o estabelecimento das unidades de conservação do PEUt e da APA de Belém cumpriram seu objetivo de proporcionar a recuperação da vegetação arbórea, o que é também observado em outras bacias hidrográficas urbanas no mundo, como em várias cidades em Nova York, USA, que tiveram áreas agrícolas e antigas áreas construídas convertidas para florestas, o que é comum no nordeste dos Estado Unidos, onde essa sucessão se dá a partir do abandono e/ou desapropriação de fazendas (Pregitzer & Bradford 2023).

A conversão de pastagem para área urbana demonstra o processo de expansão urbana no entorno da BHLBA, conectado ao crescimento populacional que vem ocorrendo na região (Furtado *et al.* 2024, Gutierrez *et al.* 2017). Como a área de estudo possui uma limitação do PEUt, o crescimento demográfico foi contido nessa área, porém, assentamentos urbanos foram identificados neste trabalho na parte norte e noroeste da BHLBA, que pode gerar um grande impacto direto nos lagos, pois bacias hidrográficas de abastecimento público necessitam ter áreas de preservação permanente, como no Lago Sebago em Maine, EUA, que para manter seus serviços ecossistêmicos, teria que ter 79% da bacia hidrográfica coberta por floresta permanente para que a qualidade das águas fosse suficientemente mantida (Daigneault *et al.* 2021).

A urbanização que vem ocorrendo na área de estudo pode causar vários impactos na qualidade da água dos lagos devido a influência de atividades humanas, como observado por Javaid *et al.* (2023) em zonas úmidas urbanas no norte da Índia e por Zhao *et al.* (2015) em Shanghai, na China. A urbanização no entorno dos lagos tem causado propiciado o avanço no processo de eutrofização, devido ao despejo de esgotos domésticos e industriais (Silva *et al.* 2014, Brito *et al.* 2020). Somando ao fato de que um ambiente hídrico com baixa perturbação pode ocasionar o desenvolvimento de massas de macrófitas, mesmo em condições de baixa concentração de nutrientes (Schneider *et al.* 2024), como é o caso dos lagos Bolonha e Água Preta que tem características de reservatórios, com fluxos próximos de zero (Araújo *et al.* 2021), se tornando um habitat perfeito para proliferação de macrófitas.

4.2 SOBRE A PRECISÃO DE ACURÁCIA PARA CLASSIFICAÇÃO MULTITEMPORAL

Os resultados obtidos na avaliação de acurácia foram satisfatórios, porém alguns pontos devem ser discutidos. Foram adotadas três estratégias diferentes na obtenção das amostras de controle durante a condução do trabalho, distribuição espacial aleatória (para imagens mais antigas), distribuição com reconhecimento visual no Google e coletas em campos juntamente com pontos virtuais em áreas de difícil acesso criados no Google Earth Earth. Nos três casos foram utilizados o mesmo número de amostras geradas pelo AcATaMa por tamanho classe. Esses métodos foram utilizados com o intuito de criar uma melhor distribuição espacial e evitar uma autocorrelação espacial entre os pontos, pois a proporção de pontos por tamanho de classe tem mais impacto na precisão (Chen & Wei 2009).

Altos valores de omissão e comissão também foram observados, principalmente nas classes de vegetação arbórea e pastagem que possuem alta similaridade espectral, o que explica a confusão dentro dessas classes. Além disso, as análises foram conduzidas por uma classificação baseada em objetos geográficos que agrupa um conjunto de pixels com características relativamente semelhantes para formar o objeto de análise. Os pixels do satélite Landsat possuem tamanho de 30 x 30 metros, o que dificulta o trabalho de análises mais refinadas devido a mistura que se pode ter dentro de um único pixel (Georganos *et al.* 2018, Roy *et al.* 2016). Nesse caso, um único objeto pode ter mistura de classes de vegetação arbórea, pastagem e área urbana. Assim, a resolução espacial das imagens utilizadas é a principal fonte de erro da classificação (Kucharczyk *et al.* 2020, Ma *et al.* 2017).

5 CONCLUSÕES

O mapeamento da região da BHLBA foi feito com êxito, ao utilizar a metodologia GEOBIA com o uso de dados dos sensores LANDSAT e MDEs, mesmo utilizando imagens que seriam relativamente grosseiras para o tamanho da área estudada. O estudo permitiu observarmos a dinâmica da cobertura e do uso do solo em uma bacia hidrográfica urbana em uma região amazônica.

O estabelecimento de unidades de conservação na área da BHLBA tem se mostrado um excelente meio para conservar os mananciais de água e a bacia hidrográfica como um todo, reduzindo as taxas de desmatamento e auxiliando no crescimento da vegetação arbórea em antigas áreas de pastagem. Porém, um monitoramento sistemático da dinâmica do uso solo da área da bacia deve ser implementado para acompanharmos o processo de expansão urbana no entorno da área em estudo, como a construção da Avenida Liberdade que cortará a BHLBA e a APA Belém. É sempre importante salientar que toda atividade antrópica pode colocar em risco a saúde dos mananciais de abastecimento hídrico da RMB, influenciado na saúde trófica dos lagos e na qualidade da água dos mananciais que abastecem de água potável a população da RMB.

REFERÊNCIAS

- Aburas M. M., Ho Y. M., Ramli M. F., Ash'Aari Z. H. 2018. Monitoring and assessment of urban growth patterns using spatio-temporal built-up area analysis. *Environmental Monitoring and Assessment*, **190** (3). doi: <https://doi.org/10.1007/s10661-018-6522-9>.
- Alvares C. A., Stape J. L., Sentelhas P. C., Gonçalves, J. L.de M., Sparovek G. 2013. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, **22** (6): 711–728. doi: <https://doi.org/10.1127/0941-2948/2013/0507>.
- Araújo T. F. de, Blanco C. J. C., Alves C.da S., Holanda P.da S., Secretan Y. 2021. Hydrodynamic modeling of the Utinga source in Belém, Pará, Brazil. *Modeling Earth Systems and Environment*, **7** (1): 317–329. doi: <https://doi.org/10.1007/s40808-020-01011-5>.
- Benz U. C., Hofmann P., Willhauck G., Lingenfelder I., Heynen M. 2004. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **58**(3–4): 239–258. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2003.10.002>.
- Blaschke T., Hay G. J., Kelly M., Lang S., Hofmann P., Addink E., Feitosa R.Q., van der Meer F., van der Werff H., van Coillie F., Tiede D. 2014. Geographic object-based image analysis – towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **87**: 180–191. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014>.
- Bordalo C. A. L. 2006. *O desafio das águas numa metrópole Amazônica: uma reflexão das políticas de proteção dos mananciais da região metropolitana de Belém-PA (1984-2004)*. PhD Theses, Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Sustentável do Trópico Úmido, Núcleo de Altos Estudos Amazônicos, Universidade Federal do Pará, Belém. Disponível em: <http://repositorio.ufpa.br/jspui/handle/2011/3718>.
- Bouvet A., Mermoz S., Le Toan T., Villard L., Mathieu R., Naidoo L., Asner G. P. 2018. An above-ground biomass map of African savannahs and woodlands at 25 m resolution derived from alos palar. *Remote Sensing of Environment*, **206**: 156–173. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.030>.
- Brauchler M. & Stoffels J. 2020. Leveraging OSM and GEOBIA to create and update forest type maps. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, **9** (499). doi: <https://doi.org/10.3390/ijgi9090499>
- Cardoso A. C. D., Fernandes D. A., Bastos A. P. V., Sousa C. 2015. A metrópole Belém e sua centralidade na Amazônia Oriental brasileira. *EURE*, **41**: 201–223. doi: <http://dx.doi.org/10.4067/S0250-71612015000400010>
- Chen D. M. & Wei H. 2009. The effect of spatial autocorrelation and class proportion on the accuracy measures from different sampling designs. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **64** (2): 140–150, doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2008.07.004>=
- Congalton R. & Green K. 2019. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices*. 3. ed. Boca Raton, CRC Press 346p. doi: <https://doi.org/10.1201/9780429052729>.
- Daigneault A., Strong A. L., Meyer S. R. 2021. Benefits, costs, and feasibility of scaling up land conservation for maintaining ecosystem services in the sebage lake watershed, Maine, USA. *Ecosystem Services*, **48**. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2020.101238>.

Definiens Developer. 2012. *Definiens developer XD 2.0.4*. Disponível em: <http://www.definiens.com>. Acesso em: 15 jan de 2024.

Fidélis J. F. M. de A., Lima S. Q., Lima A. M. M. de, Krag M. N., Guerreiro Q. L. de M. 2015. Bio-geoindicadores aplicados ao ecoturismo em unidades de conservação localizadas em espaços urbanos Bio-geoindicators applied to the ecotourism in conservation units located in urban spaces. *Revista Brasileira de Ecoturismo*, **8** (2): 212–233.

Furtado L. S., Pereira R. V. S., de Souza E. B. 2024. Hemeroby mapping of the Belém landscape in Eastern Amazon and impact study of urbanization on the local climate. *Urban Science*, **8**(1). doi: <https://doi.org/10.3390/urbansci8010015>.

Georganos S., Grippa T., Lennert M., Vanhuysse S., Johnson B. A., Wolff E. 2018. Scale matters: spatially partitioned unsupervised segmentation parameter optimization for large and heterogeneous satellite images. *Remote Sensing*, **10** (9). doi: <https://doi.org/10.3390/rs10091440>.

Gloor M., Barichivich J., Ziv G., Brienen R., Schöngart J., Peylin P., Barcante Ladvocat Cintra B., Feldpausch T., Phillips O., Baker J. 2015. Recent Amazon climate as background for possible ongoing and future changes of Amazon humid forests. *Global Biogeochemical Cycles*, **29** (9): 1384–1399. doi: <https://doi.org/10.1002/2014GB005080>.

Gutierrez C. B. B., Ribeiro H. M. C., Morales G. P., Gutierrez D. M. G., Santos L. S., Paula M. T. 2017. Análise espaço-temporal do uso e cobertura do solo no interior da APA Belém e correlação com os parâmetros de água dos seus mananciais. *Revista Brasileira de Geografia Física* **10** (2): 521–534. doi: <https://doi.org/10.5935/1984-2295.20170033>.

Hay G. & Castilla G. 2008. Geographic object-based image analysis (GEOBIA): a new name for a new discipline. In: Blaschke T. *et al.* (edt.). *Object-based image analysis - spatial concepts for knowledge-driven remote sensing applications*. Calgary, Springer Link, Chapter 1.4, p. 75–89. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_4.

Hietel E., Waldhardt R., Otte A. 2004. Analysing land-cover changes in relation to environmental variables in Hesse, Germany. *Landscape Ecology*, **19**: 473–489.

Javaid M., Shafi A., Hamid A., Jehangir A., Yousuf A. R. 2023. Dynamics of the wetland ecosystem health in urban and rural settings in high altitude ecoregion. *Science of the Total Environment*, **904**. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.166566>.

Kucharczyk M., Hay G. J., Ghaffarian S., Hugenholtz C. H. 2020. Geographic object-based image analysis: A primer and future directions. In *Remote Sensing*. **12** (12). MDPI AG. doi: <https://doi.org/10.3390/rs12122012>.

Liping C., Saeed S., Yujun S. 2019. Image classification based on the linear unmixing and GEOBIA. *Environmental Monitoring and Assessment*, **191** (11). doi: <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7837-x>.

Listner C. & Niemeyer I. 2010. Multiresolution segmentation adapted for object-based change detection. *Image and Signal Processing for Remote Sensing*, **7830** e78300U. doi: <https://doi.org/10.1117/12.865133>.

Loveland T. R. & Dwyer J. L. 2012. Landsat: Building a strong future. *Remote Sensing of Environment*, **122**: 22–29. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.022>.

- Lu D., Li G., Moran E. 2014. Current situation and needs of change detection techniques. In *International Journal of Image and Data Fusion*, Taylor and Francis Ltd., **5** (1): 13–38. doi: <https://doi.org/10.1080/19479832.2013.868372>.
- Ma L., Li M., Ma X., Cheng L., Du P., Liu Y. 2017. A review of supervised object-based land-cover image classification. In *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **130**: 277–293. Elsevier B.V, doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001>.
- Mansour S., Al-Belushi M., Al-Awadhi T. 2020. Monitoring land use and land cover changes in the mountainous cities of Oman using GIS and CA-Markov modelling techniques. *Land Use Policy*, **91**: 104414. doi: <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104414>.
- Mishra N., Helder D., Barsi J., Markham B. 2016. Continuous calibration improvement in solar reflective bands: Landsat 5 through Landsat 8. *Remote Sensing of Environment*, **185**: 7–15. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.032>.
- Moore J. W., Schindler D. E., Scheuerell M. D., Smith D., Frodge J. 2003. Lake eutrophication at the urban fringe, Seattle region, USA. *Ambio*, **32** (1): 13–18. doi: <https://doi.org/10.1579/0044-7447-32.1.13>.
- Myint S. W., Gober P., Brazel A., Grossman-Clarke S., Weng Q. 2011. Per-pixel vs. object-based classification of urban land cover extraction using high spatial resolution imagery. *Remote Sensing of Environment*, **115** (5): 1145–1161. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.12.017>.
- Njagi D. M., Routh J., Odhiambo M., Luo C., Basapuram L. G., Olago D., Klump V., Stager C. 2022. A century of human-induced environmental changes and the combined roles of nutrients and land use in Lake Victoria catchment on eutrophication. *Science of the Total Environment*, **835**. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155425>.
- Oliveira G. M. T. S., Oliveira E. S., Santos M. L. S., Melo N. F. A. C., Krag M. N. 2018. Concentration of heavy metals in Água Preta Lake sediments (Pará, Brazil). *Engenharia Sanitaria e Ambiental*, **23** (3): 599–605. doi: <https://doi.org/10.1590/s1413-41522018152875>.
- Olofsson P., Foody G. M., Herold M., Stehman S. V, Woodcock C. E., Wulder M. A. 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, **148**: 42–57. doi: <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>.
- Pimentel M. A. S., Oliveira I. S., Rodrigues J. C. M. 2012. Dinâmica da paisagem e risco ambiental na ilha de Caratateua, distrito de Belém-Pa. *Revista geonorte*, **1** (4): 624–633.
- Pontius R. G. & Millones M. 2011. Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, **32** (15): 4407–4429. doi: <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>.
- Pontlus R. G. 2000. Quantification Error Versus Location Error in Comparison of Categorical Maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **66**: 1011–1016.
- Pregitzer C. C. & Bradford M. A. 2023. Associations between recent land use history and urban forest composition. *Urban Forestry and Urban Greening*, **90**. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2023.128134>.
- Rabus B., Eineder M., Roth A., Bamler R. 2003. The shuttle radar topography mission - A new class of digital elevation models acquired by spaceborne radar. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **57** (4): 241–262. doi: [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(02\)00124-7](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(02)00124-7).

- Richter R. & Schlöpfer D. 2002. Geo-atmospheric processing of airborne imaging spectrometry data Part 2: atmospheric / topographic correction. *International Journal of Remote Sensing*, **23** (13): 2631–2649. doi: <https://doi.org/10.1080/01431160110115834>.
- Ritchie J. C., Zimba P. V., Everitt J. H. 2003. Remote sensing techniques to assess water quality. In *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, **69** (6): 695–704. doi: <https://doi.org/10.14358/PERS.69.6.695>.
- Roy D. P., Kovalskyy V., Zhang H. K., Vermote E. F., Yan L., Kumar S. S., Egorov A. 2016. Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote Sensing of Environment*, **185**: 57–70. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.024>.
- Schneider S. C., Coetzee J. A., Galvanese E. F., Harpenslager S. F., Hilt S., Immerzeel B., Köhler J., Misteli B., Motitsoe S. N., Padial A. A., Petruzzella A., Schechner A., Thiébaud G., Thiemer K., Vermaat J. E. 2024. Causes of macrophyte mass development and management recommendations. In *Science of the Total Environment* **931**. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172960>.
- Silva J. S. A., Rodrigues R. S. S., Bittencourt G. M. 2020. Application of different MDE's for the extraction of morphometric variables of a hydrographic catchment. *Journal of Hyperspectral Remote Sensing.*, **10** (1): 10–19, doi: www.periodicos.ufpe.br/revistas/jhrswww.ufpe.br/jhrs.
- Silva L. M., Morales G. P., Lima A. M. M. 2014. Avaliação da qualidade das águas superficiais dos mananciais do Utinga e dos rios Guamá e Aurá, Belém, Pará. *Enciclopédia Biosfera*, [S.l.], Centro Científico Conhecer, **10** (18): 3161.
- Smith V. H. & Schindler D. W. 2009. Eutrophication science: where do we go from here? In *Trends in Ecology and Evolution*. **24** (4): 201–207. doi: <https://doi.org/10.1016/j.tree.2008.11.009>.
- Souza-Filho P. W. M., Nascimento W. R., Santos D. C., Weber E. J., Silva R. O., Siqueira J. O. 2018. A Geobia approach for multitemporal land-cover and land-use change analysis in a tropical watershed in the southeastern Amazon. *Remote Sensing*, **10** (11). doi: <https://doi.org/10.3390/rs10111683>.
- Storey J. C., Rengarajan R., Choate M. J. 2019. Bundle adjustment using space-based triangulation method for improving the Landsat global ground reference. *Remote Sensing*, **11** (14). doi: <https://doi.org/10.3390/rs11141640>.
- Teixeira L. C. G. M., Chaves J. R., Mendonça N., Sanson A. L., Alves M. C. P., Afonso R. J. C. F., Aquino S. F. 2021. Occurrence and removal of drugs and endocrine disruptors in the Bolonha Water Treatment Plant in Belém/PA (Brazil). *Environmental Monitoring and Assessment*, **193** (5): 246. doi: <https://doi.org/10.1007/s10661-021-09025-x>.
- U.S. Geological Survey (USGS). 2020a. Landsat 8-9 operational land imager (OLI) - Thermal Infrared Sensor (TIRS) Collection 2 Level 1 (L1) Data Format Control Book (DFCB). *Earth Resources Observation and Science EROS, Center*, **6**. doi: <https://doi.org/10.5066/P975CC9B>.
- U.S. Geological Survey (USGS). 2020b. Landsat Thematic Mapper (TM) Collection 2 (C2) Level 1 (L1) Data Format Control Book (DFCB) (Earth Resources Observation and Science (EROS) Center. **6**. doi: <https://doi.org/10.5066/P918ROHC>

Vasconcelos V. de M. M. & Souza C. F. 2011. Characterization of water quality parameters of the reservoir Utinga, Belém, PA, Brazil. *Revista Ambiente & Água*, **6** (2): 305–324. doi: <http://dx.doi.org/10.4136/ambi-agua.202>

Vitousek P. M., Mooney H. A., Lubchenco J., Melillo J. M. 1997. Human Domination of Earth's Ecosystems. *Science*, **277** (5325): 494–499. doi: <https://doi.org/10.1126/science.277.5325.494>.

Weber M. J., Wilkinson G. M., Balmer M. B., Bevil M. C. 2020. Restoration of eutrophic lakes in Iowa, USA. *Hydrobiologia*, **847** (21): 4469–4486. doi: <https://doi.org/10.1007/s10750-020-04310-1>.

Williams D. L., Goward S., Arvidson T. 2006. Landsat: Yesterday, Today, and Tomorrow. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, **72** (10): 1171–1178. doi: <https://doi.org/10.14358/PERS.72.10.1171>.

Zhao J., Lin L., Yang K., Liu Q., Qian G. 2015. Influences of land use on water quality in a reticular river network area: a case study in Shanghai, China. *Landscape and Urban Planning*, **137**: 20–29. doi: <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2014.12.010>.