

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

VITOR ANTONIO CAMPOS

**ANÁLISE TEMPORAL DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DE DUAS BACIAS
HIDROGRÁFICAS DO NORTE DO ESTADO DO PARANÁ PELA
CLASSIFICAÇÃO OBIA**

LONDRINA

2025

VITOR ANTONIO CAMPOS

**ANÁLISE TEMPORAL DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DE DUAS BACIAS
HIDROGRÁFICAS DO NORTE DO ESTADO DO PARANÁ PELA
CLASSIFICAÇÃO OBIA**

**Temporal Analysis of Land Use and Occupation in Two Watersheds in Northern Paraná
Using OBIA Classification**

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentada como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Ambiental e Sanitária da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador(a): Profa. Dra. Kátia Valéria Marques Cardoso Prates

Coorientador(a): Prof. Dra. Lígia Flávia Antunes Batista

LONDRINA

2025



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/)

Esta licença permite remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, para fins não comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es) e que licenciem as novas criações sob termos idênticos. Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

VITOR ANTONIO CAMPOS

**ANÁLISE TEMPORAL DO USO E OCUPAÇÃO DO SOLO DE DUAS BACIAS
HIDROGRÁFICAS DO NORTE DO ESTADO DO PARANÁ PELA
CLASSIFICAÇÃO OBIA**

Trabalho de conclusão de curso de graduação apresentada como requisito para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Ambiental e Sanitária da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Data de aprovação: 15/Abril/2025

Prof. Dr. Andrea Sartori Jabur
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof. Dr. Maurício Moreira dos Santos
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof. Dr. Kátia Valéria Marques Cardoso Prates
Doutorado
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

LONDRINA

2025

Dedico este trabalho à minha família e amigos, pelos momentos em que não pude ser a minha melhor versão, porém sempre sendo agraciado com apoio e amor.

AGRADECIMENTOS

Aqui deixo registrado minhas maiores gratidões as pessoas que levo no coração, por esse período desafiador e tempestuoso, mas com que levou a muitos aprendizados e conexões.

Primeiramente expresso minhas gratidões a meus pais, Antonio e Miriam Campos, junto com meus irmãos Bruno e Erick Campos, que foram meu porto-seguro e me deram as condições de chegar aonde cheguei, suportaram minhas dores como se fossem as deles próprios. Assim como meus sobrinhos, Maria Fernanda e Theodoro Campos, que faziam os meus dias mais descontraídos.

Agradeço a minha orientadora, Prof.^a Dr.^a Kátia Valéria Marques Cardoso Prates, por toda atenção e conhecimento compartilhado, me acolhendo no projeto de iniciação científica, e fazendo parte da minha vida acadêmica até o presente momento.

A minha coorientadora, Prof.^a Dr.^a Lúcia Flávia Antunes Batista, por todo apoio e didática empregada desde a primeira disciplina ministrada por ela.

Aos professores que compõem minha banca, Prof.^a Andrea Sartori Jabur e Prof.^o Maurício Moreira dos Santos, pela disponibilidade e atenção.

Aos meus colegas de Iniciação Científica, Maria Eduarda Pesenti, Stephanie Urata, Maria Eduarda Cortez, e Pedro Vieira, que tanto me auxiliaram e me acompanharam nesses últimos dois anos.

Ao atual técnico de laboratório da DAAMB, Thiago Marques, meu grande amigo que me auxiliou e guiou desde que realizei o estágio em seu laboratório.

Aos meus amigos que me acompanham desde o início desse curso, e estão finalizando-o comigo, Bianca Carvalho, Matheus Fujiike e Beatriz Yukari, me proporcionando muitos momentos de felicidades e que estarão marcados.

Ao Thiago Kikuchi, meu querido amigo que me acompanha desde o fundamental, e me acompanhou durante todo o curso também.

Aos meus amigos de longa data que não estiveram presentes comigo na UTFPR, mas levo no coração, Gustavo Sato e Lucas Adalberto.

E por fim, minha graciosa amiga Paula Yuri, que além de ser minha principal companheira de I.C, foi quem mais esteve ao meu lado em todo esse período, sendo meu braço direito e ajudando por esse percurso.

A vida só pode ser comprendida olhando para
trás, mas deve ser vivida olhando para frente.
(Søren Kierkegaard, 1967)

RESUMO

CAMPOS, Vitor Antonio. Análise temporal do uso e ocupação do solo de duas bacias hidrográficas do norte do Paraná pela classificação OBIA. 2025. 48p. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Ambiental e Sanitária). Curso de Engenharia Ambiental e Sanitária - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Londrina, 2025.

O crescimento urbano e a intensificação das atividades agropecuárias têm promovido mudanças significativas no uso e ocupação do solo, impactando diretamente os recursos hídricos e ecossistemas locais. A análise dessas transformações é essencial para subsidiar políticas públicas e estratégias de planejamento ambiental e urbano. Nesse contexto, este estudo investigou a dinâmica do uso do solo em duas bacias hidrográficas do norte do Paraná – Bacia do Ribeirão Lindóia (BHRL) e Bacia do Ribeirão Raposa (BHRR) – no período de 2010 a 2024, utilizando a metodologia de Análise de Imagem Orientada a Objeto (OBIA). Foram empregadas imagens dos satélites Rapideye e PlanetScope, classificadas em cinco categorias principais: vegetação, área urbana, área de plantio, solo exposto e corpos d'água. A metodologia OBIA permitiu uma análise detalhada das transformações espaciais, combinando segmentação e classificação baseadas em atributos espectrais e texturais. Os resultados indicam que, na BHRL, a vegetação reduziu de 27,71 para 21,60 km², enquanto o solo exposto diminuiu de 6,74 para 4,16 km². Em contrapartida, houve aumento das áreas urbana (28,42 para 33,65 km²), de plantio (14,81 para 16,81 km²) e de corpos d'água (0,87 para 2,22 km²). Na BHRR, verificou-se a redução da vegetação de 16,29 para 11,66 km², enquanto as áreas urbanas, de plantio, de corpos d'água e de solo exposto aumentaram de 5,88 para 5,99 km², 12,75 para 15,83 km², 0,43 para 0,48 km² e 1,20 para 2,88 km², respectivamente. A acurácia das classificações foi elevada, com índices kappa globais de 0,92 (2010) e 0,82 (2024) para a BHRL, e de 0,94 (2010) e 0,89 (2024) para a BHRR. Observou-se que, em ambas as bacias, a vegetação foi majoritariamente convertida em áreas urbanas e agrícolas ao longo dos 14 anos analisados, evidenciando o avanço da urbanização e da agropecuária em detrimento das áreas verdes. A metodologia aplicada demonstrou-se eficaz no mapeamento das mudanças espaciais, embora tenha apresentado desafios na diferenciação entre áreas de plantio, vegetação e solo exposto devido a semelhanças espectrais e à proximidade entre as classes. Conclui-se que o crescimento urbano e a intensificação das atividades agropecuárias são os principais vetores das transformações espaciais na região, ressaltando a necessidade de medidas voltadas à preservação ambiental e ao desenvolvimento sustentável.

Palavras-chave: Expansão urbana, Índice Kappa, Mudanças na cobertura da terra

ABSTRACT

CAMPOS, Vitor Antonio. Temporal analysis of land use and land cover in two watersheds in northern Paraná using OBIA classification. 2025. 48p. Undergraduate Thesis (Bachelor's Degree in Environmental and Sanitary Engineering). Environmental and Sanitary Engineering Program – Federal University of Technology – Paraná, Londrina, 2025.

Urban growth and the intensification of agricultural activities have driven significant changes in land use and land cover, directly affecting water resources and local ecosystems. Analyzing these transformations is essential to support public policies and strategies for environmental and urban planning. In this context, this study investigated land use dynamics in two watersheds located in northern Paraná – the Ribeirão Lindóia Watershed (BHRL) and the Ribeirão Raposa Watershed (BHRR) – between 2010 and 2024, using the Object-Based Image Analysis (OBIA) methodology. Satellite imagery from Rapideye and PlanetScope, were employed and classified into five main categories: vegetation, urban area, cropland, bare soil, and water bodies. OBIA enabled a detailed analysis of spatial transformations by combining segmentation and classification based on spectral and textural attributes. The results indicate that, in the BHRL, vegetation decreased from 27.71 to 21.60 km², while bare soil decreased from 6.74 to 4.16 km². On the other hand, there was an increase in urban areas (from 28.42 to 33.65 km²), cropland (from 14.81 to 16.81 km²), and water bodies (from 0.87 to 2.22 km²). In the BHRR, vegetation decreased from 16.29 to 11.66 km², while urban areas, cropland, water bodies, and bare soil increased from 5.88 to 5.99 km², 12.75 to 15.83 km², 0.43 to 0.48 km², and 1.20 to 2.88 km², respectively. Classification accuracy was high, with overall Kappa indices of 0.92 (2010) and 0.82 (2024) for the BHRL, and 0.94 (2010) and 0.89 (2024) for the BHRR. In both basins, vegetation was largely converted into urban and agricultural areas over the 14-year period, highlighting the advance of urbanization and agriculture at the expense of green areas. The applied methodology proved effective for mapping spatial changes, although it faced challenges in distinguishing cropland from vegetation and bare soil due to spectral similarities and spatial proximity among classes. It is concluded that urban expansion and the intensification of agricultural practices are the main drivers of spatial transformations in the region, reinforcing the need for actions aimed at environmental conservation and sustainable development.

Keywords: Urban expansion, Kappa index, Land cover change

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia.....	25
Figura 2 – Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa	26
Figura 3 – Diagrama da Metodologia de Classificação de Imagem OBIA	27
Figura 4 – Parâmetros da classificação Random Forest	29
Figura 5 – Mapa de uso e ocupação do solo da Bacia Hidrológica do Ribeirão Lindóia	30
Figura 6 – Diagrama Sankey da mudança de classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia entre os anos 2010 e 2024	31
Figura 7 – Mapa de uso e ocupação do solo da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa	36
Figura 8 – Diagrama Sankey da mudança de classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa entre os anos 2010 e 2024	37

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Grau de concordância do índice Kappa.....	23
Tabela 2 – Área das classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia	31
Tabela 3 – Matriz de confusão da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia	33
Tabela 4 – Dados de acurácia da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia	33
Tabela 5 – Área das classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa	37
Tabela 6 – Matriz de confusão da classificação OBIA da Bacia Hidrográfico do Ribeirão Raposa.....	39
Tabela 7 – Dados de acurácia da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa	39

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BHRL	Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia
BHRR	Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa
CI	Intervalo de Confiança
CTNP	Companhia de Terras Norte do Paraná
CONAMA	Conselho Nacional do Meio Ambiente
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
IAT	Instituto Água e Terra
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisa Espacial
OBIA	Object Based Image Analysis
PA	Acurácia do Produtor
PR	Paraná
SE	Erro Padrão
SIG	Sistema de Informações Geográficas
SNIS	Sistema Nacional de Informações Sobre Saneamento
RF	Random Forest
UA	Acurácia do Usuário
UTFPR	Universidade Tecnológica Federal do Paraná

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
2 OBJETIVOS	14
2.1 Objetivo Geral	14
2.2 Objetivos Específicos	14
3. REFERENCIAL TEÓRICO	15
3.1 A Urbanização e o Uso e Cobertura do Solo	15
3.2 Planejamento Urbano Sustentável	16
3.3 Técnicas de Sensoriamento Remoto: Aerofotogrametria e Imagens de Satélite em Análise de Uso e Ocupação de Solo	17
3.4 Classificação de Imagem para Geoprocessamento	19
3.5 Validação e Acurácia de Classificação de Imagem	22
4 MATERIAL E MÉTODOS	24
4.1 Caracterização da Área de Estudo	24
4.1.1 Londrina e a Bacia do Ribeirão Lindoia	24
4.1.2 Apucarana e a Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa	25
4.2 Classificação OBIA	26
4.2.1 Aquisição das Imagens	27
4.2.2 Pré-processamento das Imagens.....	28
4.2.3 Segmentação das Imagens.....	28
4.2.4 Definição das Classes e Treinamento.....	28
4.2.5 Classificação das Imagens.....	29
4.2.6 Avaliação da Exatidão	29
5 RESULTADOS E DISCUSSÕES	30
5.1 Classificação OBIA para a bacia hidrográfica do ribeirão Lindóia	30
5.2 Classificação OBIA para a bacia hidrográfica do Ribeirão Raposa	35
5.3 Análise geral dos dados obtidos	41
6 CONCLUSÃO	42
REFERÊNCIAS	43

1 INTRODUÇÃO

A urbanização, caracterizada pelo crescimento e adensamento das áreas urbanas, impõe uma pressão crescente sobre as bacias hidrográficas. Esse fenômeno resulta em desafios como a impermeabilização do solo, a poluição dos cursos d'água, a degradação das margens e a erosão, comprometendo os ciclos hidrológicos naturais (Conserva, 2019).

Nesse cenário, o geoprocessamento se destaca como uma ferramenta importante para análise desses impactos. Por meio do mapeamento detalhado e da análise do uso do solo, é possível identificar áreas de risco e desenvolver estratégias eficazes para a preservação e recuperação ambiental. A aplicação de técnicas avançadas, como a análise de imagens, oferece dados valiosos sobre a forma como o crescimento urbano afeta os ecossistemas (Kalisk e Ferrer, 2016).

Entre as diversas técnicas de geoprocessamento disponíveis, a classificação de imagens se destaca por sua capacidade de extrair informações detalhadas sobre o uso do solo a partir de imagens de satélite. Segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE (IBGE, 2019), o monitoramento das alterações de uso e ocupação fornece subsídios importantes para a formulação de políticas públicas que visam o desenvolvimento sustentável, demonstrando a importância no investimento para as tecnologias e aplicações de sensoriamento remoto. e permite diferenciar com precisão áreas urbanizadas, vegetação, corpos d'água e outras coberturas, o que é importante para estudos ambientais e urbanos. Assim, a Object-Based Image Analysis (OBIA), ou classificação de imagem orientada ao objeto em português, se mostra particularmente promissora.

A classificação OBIA destaca-se como uma alternativa mais eficaz por sua capacidade de lidar com a complexidade das imagens de alta resolução, fornecendo resultados mais precisos e úteis para o planejamento urbano e ambiental (Blaschke et al., 2016). Diferente da abordagem pixel a pixel, o método OBIA considera as relações espaciais, a forma, a textura e o contexto dos objetos na imagem (De Conto, 2024), reduzindo o efeito de ruído e tornando a classificação mais consistente. Além disso, permite a integração de dados auxiliares, como modelos de elevação, e apresenta melhor desempenho em imagens de alta resolução, uma vez que, à medida que a resolução aumenta, mais detalhes são capturados, e os métodos baseados em pixels podem classificar erroneamente pequenos elementos como categorias inadequadas (Belloli et al., 2022).

A classificação OBIA, portanto, apresenta-se como uma abordagem promissora para estudos que envolvem a análise da dinâmica urbana e ambiental. Nesse contexto, este estudo se

mostra relevante ao contribuir para a compreensão das transformações no uso e ocupação do solo decorrentes do processo de urbanização sobre bacias hidrográficas, além de demonstrar a eficiência dessa metodologia na análise da expansão urbana nessas regiões. A escolha das bacias hidrográficas do Ribeirão Lindóia e do Ribeirão Raposa se justifica por suas distintas composições de uso e ocupação do solo, bem como por estarem localizadas em municípios com dinâmicas urbanas diferenciadas, permitindo uma análise comparativa mais abrangente.

Além disso, o intervalo de 14 anos foi selecionado não apenas pela disponibilidade de imagens de satélite, mas também pela possibilidade de avaliar mudanças no território ao longo desse período permitindo uma compreensão mais aprofundada dos fatores que influenciam a evolução da paisagem nas bacias estudadas.

Por meio dessa abordagem, o estudo busca identificar padrões de urbanização e seus impactos, relacionando as mudanças na cobertura do solo, e assim, oferecendo uma perspectiva integrada, que pode servir como base para a formulação de estratégias de desenvolvimento urbano mais sustentáveis e para a compreensão das transformações nos ecossistemas dessas bacias.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Avaliar o uso e ocupação do solo das bacias hidrográficas do Ribeirão Lindoia e Ribeirão Raposa, em um período de 14 anos.

2.2 Objetivos Específicos

- Mapear as principais classes de uso e ocupação do solo nas bacias do Ribeirão Lindoia e do Ribeirão Raposa, pela metodologia de classificação de imagem OBIA.
- Realizar uma análise temporal, entre os anos de 2010 e 2024, para ambas as bacias, avaliando as mudanças na cobertura do solo durante este período.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 A Urbanização e o Uso e Cobertura do Solo

A urbanização, quando planejada, traz diversos benefícios para o desenvolvimento de uma região, impulsionando o crescimento econômico e ampliando o acesso a serviços como educação, saúde e transporte. Além disso, pode favorecer a inovação e a modernização das infraestruturas, melhorando a qualidade de vida da população. A concentração de pessoas em áreas urbanas também permite um uso mais eficiente dos recursos e a geração de novas oportunidades de emprego. No entanto, quando o crescimento urbano ocorre de maneira desordenada, podem surgir problemas significativos, tanto para o meio ambiente quanto para a sociedade (Cerqueira, 2023).

De acordo com o estudo de Crespo, Silva e Pereira (2023), a urbanização global intensificou o impacto sobre a biodiversidade e os serviços ecossistêmicos, uma vez que a expansão das cidades frequentemente ocorre em detrimento de habitats naturais. Esta aceleração da urbanização e o crescimento populacional têm imposto pressão significativa sobre os recursos naturais, resultando em mudanças no uso e ocupação do solo, com alterações de elementos e recursos naturais para construções e adequações urbanas, à exemplo de córregos e rios, que podem ser canalizados ou aterrados em determinados pontos em seus trechos (Pereira et al., 2023)

No Brasil, esse fenômeno é evidente nas regiões metropolitanas, onde a expansão urbana desordenada compromete áreas de preservação permanente e mananciais (IBGE, 2019), afetando principalmente a cobertura vegetal, que desempenha um papel importante na regulação do microclima e no ciclo hidrológico, vitais para a mitigação das mudanças climáticas, uma vez que as florestas atuam como sumidouros de carbono, capturando CO₂ da atmosfera (Bauer, 2022).

O uso inadequado do solo, como o desmatamento e a monocultura, resultados da urbanização, contribui para a degradação ambiental, afetando a qualidade do solo, ar e dos recursos hídricos. De acordo com a Empresa Brasileira de Pesquisas Pecuárias – EMBRAPA (EMBRAPA, 2008), práticas agrícolas insustentáveis e mau gerenciamento do solo, podem levar à perda de nutrientes, à compactação, e à redução da sua capacidade de infiltração de água, o que aumenta a vulnerabilidade a eventos climáticos extremos.

A distinção e obtenção de dados referentes ao uso e cobertura do solo é um fator chave para análises ambientais, atividades agrossilvipastoris e zoneamento urbano. De acordo com Moura *et al.* (2017), o uso do solo se refere as ações antrópicas e suas aplicações em

determinada área de análise, assim sendo, áreas urbanizadas, de cultivo e plantação, pastagem, desmatamento, entre outros, enquanto a cobertura do solo, se refere a formação química, física e biológica da camada superficial terrestre, à exemplo de presença de florestas, corpos d'água, e formações rochosas.

Há diversas aplicações para os dados de uso e cobertura do solo, porém é de grande importância em projetos de cunho ambiental (Santos, 2003), identificando padrões e alterações na paisagem, causadas principalmente por relações antrópicas, e então, a partir do geoprocessamento, há integração e melhor visualização dos mesmos, auxiliando na compreensão e decisão em planejamentos ambientais e territoriais (Inácio, 2022), estudos de impacto, identificação de irregularidades em propriedades rurais (Silva e Dias, 2017), dentre outras aplicações.

3.2 Planejamento Urbano Sustentável

O planejamento urbano sustentável é um conceito que visa integrar práticas ecológicas, econômicas e sociais no desenvolvimento das cidades, buscando harmonizar o crescimento urbano com a preservação ambiental e a melhoria da qualidade de vida dos cidadãos (Figueiredo, 2024). Esse planejamento leva em consideração a eficiência no uso dos recursos naturais, a redução de resíduos e emissões de poluentes, e a promoção de ambientes urbanos saudáveis e inclusivos (Nunes, 2024). Ferramentas como a análise temporal do uso do solo são essenciais nesse processo, pois fornecem dados detalhados sobre as transformações da paisagem urbana ao longo do tempo (Prado, 2024).

Uma abordagem fundamental associada ao planejamento urbano sustentável é o desenvolvimento de cidades sustentáveis, que são projetadas para minimizar o impacto ambiental e promover a sustentabilidade em longo prazo (Botton, et. al., 2021), e cidades resilientes, que são capazes de se adaptar e se recuperar rapidamente de choques e tensões, como desastres naturais e crises sociais, garantindo a continuidade de seus serviços essenciais (Souza e Lima, 2023). Estes tipos de cidades investem em infraestrutura sustentável e no fortalecimento das capacidades comunitárias, promovendo a integração de políticas públicas para mitigar os impactos urbanos. Além disso, incentivam a criação de espaços verdes e áreas de lazer, que não apenas melhoram a qualidade do ar e reduzem a temperatura urbana, mas também proporcionam benefícios sociais e psicológicos aos moradores (Stefani, Correa e Procidonio, 2022).

Nesse contexto, as *smart cities*, ou cidades inteligentes emergem como uma evolução das cidades sustentáveis, utilizando tecnologias avançadas para otimizar a gestão urbana e melhorar a qualidade de vida (Pandia, et al., 2023). As *smart cities* integram sistemas de informação e comunicação para monitorar e gerenciar de maneira eficiente os serviços urbanos, desde o tráfego e o transporte público até a distribuição de energia e água (Pascoal, et al., 2022). Esses sistemas permitem uma resposta mais rápida e precisa a problemas urbanos, promovendo uma gestão mais eficaz e participativa.

A implementação de tecnologias inteligentes nas *smart cities* também favorece a participação cidadã, proporcionando plataformas digitais onde os moradores podem interagir com as autoridades locais, reportar problemas e sugerir melhorias (Pandia, et al., 2023). Essa interação fortalece a governança urbana e promove um senso de comunidade e responsabilidade coletiva. Além disso, as *smart cities* utilizam *big data* (dados massivos) e análise preditiva para antecipar desafios e planejar soluções, tornando as cidades mais resilientes e adaptáveis às mudanças (Santos, 2022).

A análise temporal do uso do solo permite identificar padrões de expansão urbana, mudanças na cobertura vegetal, e a conversão de áreas agrícolas em zonas residenciais e comerciais. Com esses dados, os planejadores podem avaliar os efeitos das políticas urbanas anteriores e ajustar estratégias para mitigar impactos negativos. Além disso, essa análise pode revelar áreas onde a densificação urbana pode ser promovida prejudicando o mínimo possível os ecossistemas locais, favorecendo um desenvolvimento mais compacto e sustentável (Fonseca, 2024).

O monitoramento contínuo do uso do solo também facilita a identificação de áreas vulneráveis a desastres naturais, permitindo a adoção de medidas preventivas e a criação de planos de contingência eficazes (Souza, 2023). Em suma, a integração da análise temporal do uso do solo no planejamento urbano sustentável proporciona uma base sólida para decisões informadas, promovendo um crescimento urbano mais resiliente e equilibrado (Serra, 2024).

3.3 Técnicas de Sensoriamento Remoto: Aerofotogrametria e Imagens de Satélite em Análise de Uso e Ocupação de Solo

O sensoriamento remoto é uma técnica que permite a obtenção de informações sobre a superfície terrestre sem a necessidade de contato físico, utilizando sensores instalados em plataformas aéreas ou orbitais (Meneses e Almeida, 2012). Esta tecnologia é essencial para diversas aplicações, como monitoramento ambiental, agricultura, urbanismo e estudos climáticos.

A aplicação de metodologias e análises de sensoriamento remoto, tem como base a obtenção de imagens multiespectrais e seu georreferenciamento (Inácio, 2022), e para tal, há duas principais técnicas, a aerofotogrametria e a imagem obtida por satélite, que atuam como base na obtenção, análise e interpretação de informações geoespaciais (Steffen, 2001). Ambas as metodologias oferecem vantagens distintas e complementares, contribuindo significativamente para uma ampla gama de aplicações, desde o planejamento urbano até o monitoramento ambiental.

A aerofotogrametria, baseia-se na captura de imagens aéreas por meio de câmeras montadas em aeronaves (Steffen, 2001), com suas primeiras aplicações no início do século XX, onde se teve o desenvolvimento da aviação e a evolução das câmeras fotográficas. Essas imagens são posteriormente processadas para extrair informações precisas sobre a superfície terrestre, como topografia, uso do solo e características naturais e artificiais. A vantagem fundamental da aerofotogrametria reside na sua capacidade de obter imagens de alta resolução espacial, permitindo uma análise detalhada de áreas específicas com certa riqueza de detalhes (Almeida, 2010). E nos últimos anos, o uso de drones tem sido cada vez mais incorporado para obtenção de imagens por aerofotogrametria, por serem aeronaves não pilotadas, apresentando diversidade em tamanho e modelos, assim, proporcionam maior facilidade e adaptabilidade para captação de imagens (Nascimento e Denadai, 2022).

Os processos de captura de imagens aéreas envolvem a preparação da missão, que inclui o planejamento do voo, a escolha do equipamento e a definição da área a ser fotografada. Durante o voo, as câmeras capturam imagens em sequências sobrepostas, permitindo a criação de modelos tridimensionais do terreno (Mello, 2020). Após a captura, as imagens passam por processos de correção geométrica e radiométrica para garantir a precisão dos dados coletados (IBGE, 2020). Algumas das aplicações da aerofotogrametria podem vir a ser na topografia, permitindo a criação de mapas detalhados e modelos digitais de elevação, no planejamento urbano, auxiliando na gestão e planejamento de infraestruturas, e na agricultura, ajudando a monitorar o crescimento das culturas e a identificar áreas que necessitam de intervenção (Nascimento e Denadai, 2022).

Já a imagem por satélite, envolve a aquisição de dados por meio de sensores instalados em satélites em órbita ao redor da Terra. Desde o lançamento do primeiro satélite de sensoriamento remoto, o Landsat 1, em 1972, essa tecnologia tem evoluído significativamente, proporcionando dados cada vez mais detalhados e abrangentes (INPE, 2020). Esses sensores capturam imagens de grandes áreas terrestres em diferentes resoluções espaciais, temporais,

espectrais e radiométricas, dependendo das características do sensor e da plataforma orbital (Rudorf *et al.*, 2009). A imagem por satélite oferece uma cobertura global e regular, permitindo o monitoramento de vastas extensões territoriais de forma eficiente e econômica (Steffen, 2001). Além disso, a constância da cobertura de satélites ao longo do tempo possibilita o estudo de mudanças e tendências em escalas temporais variadas, porém, pode sofrer interferências que alteram a qualidade final da imagem, principalmente por efeitos climáticos.

Existem diferentes tipos de satélites e sensores utilizados no sensoriamento remoto. Satélites com sensores ópticos capturam imagens na faixa visível e infravermelha do espectro eletromagnético, enquanto satélites com sensores radar utilizam ondas de rádio para penetrar nuvens e vegetação. Sensores hiperespectrais capturam imagens em centenas de bandas espectrais, permitindo a identificação detalhada de materiais na superfície terrestre (Ponzoni e Shimabukuro, 2023).

As imagens de satélite são caracterizadas por várias resoluções: espacial, temporal, espectral e radiométrica. A resolução espacial refere-se ao tamanho do menor objeto que pode ser detectado; a resolução temporal indica a frequência com que uma área é imageada; a resolução espectral descreve o número e a largura das bandas espectrais capturadas; e a resolução radiométrica refere-se à capacidade de distinguir diferenças de intensidade de radiação (Agência Espacial Brasileira, 2020).

As imagens de satélite são utilizadas em diversas aplicações, incluindo monitoramento ambiental, agricultura de precisão, gestão de recursos hídricos e análise de mudanças no uso e cobertura do solo. À exemplo, na agricultura, auxiliam no monitoramento de safras e na gestão de práticas agrícolas, enquanto no monitoramento ambiental, podem ser usadas para detectar desmatamento, queimadas e outras alterações ambientais (Galvão e Formaggio, 2005). No contexto de aplicações em ambientes urbanos, as imagens podem ser utilizadas para planejamento de expansão urbana, como loteamento e arruamento de novos bairros e setores; para análises de sistemas de água e esgoto; para previsão e estudos de áreas suscetíveis a enchentes, inundações, deslizamentos, e outros acontecimentos diversos; para estudos de impactos ambientais; e diversas outras aplicações (Silva, 2020).

3.4 Classificação de Imagem para Geoprocessamento

Geoprocessamento é o conjunto de técnicas e ferramentas utilizadas para coletar, manipular, analisar e representar dados espaciais (Campos *et al.*, 2024). Ele envolve o uso de sistemas de informação geográfica (SIG), imagens de satélite e outros dados geoespaciais para

interpretar informações sobre o território, permitindo a tomada de decisões em áreas como planejamento urbano, ambiental e gestão de recursos naturais.

Uma das ferramentas dentro do geoprocessamento é a classificação de imagem, onde, a partir de imagens multiespectrais, e aplicação de metodologias de classificação em *softwares* de SIG, é possível desenvolver mapas e dados estatísticos de uso e cobertura do solo, visualizando contextos passados e atuais e projetando quadros futuros (Inácio, 2022).

A classificação por pixel, é baseada em definir classes para os pixels da imagem, podendo ser supervisionada, onde há conhecimento prévio sobre as classes da região em estudo, vindo da participação de um analista, que supervisionará todo procedimento semiautomático realizado pelo computador, e também aplicará um treinamento, que consiste em fornecer dados previamente conhecidos para a validação dos procedimentos realizados pelo computador, ou podendo ser não supervisionada, onde o processo é automatizado, não necessitando de analista ou treinamento para a classificação, identificando os pixels em classes pré-determinadas e agrupando-os pela similaridade espectral (Luciano e Fiorio, 2022).

A classificação OBIA representa uma alternativa à classificação por pixel, pois não atribui valores e classes em pixels individuais, mas sim a um conjunto de pixels oriundos de uma segmentação da imagem, tomando em conta suas respostas espectrais média, contexto e objetos vizinhos, variância, dimensões, forma, textura, dentre outros atributos (Ribeiro e Kux, 2009). O grande diferencial da metodologia por objeto, para o de pixels, é a capacidade de associar os objetos e classes ao contexto inserido, como por exemplo, os demais objetos vizinhos, e não somente ao comportamento espectral, qual é o caso da classificação por pixels (Silva e Batista, 2022).

O compartilhamento de informações entre o sistema de classificação e os objetos é feita por uma rede semântica, onde, pelas atribuições especificadas pelo analista, os objetos se interligam um entre os outros, apresentando semelhanças ou diferenças em relação a um ou mais atributos de outro objeto, criando uma rede de interação, e desta forma definindo as classes de cada objeto (Vieira, *et al.*, 2011).

De acordo com Oliveira (2020), a metodologia OBIA pode ser dividida em etapas-chave: pré-processamento da imagem, segmentação, extração de atributos, classificação, pós-processamento e validação, e análise e integração de dados.

No pré-processamento, as imagens passam por correção radiométrica e atmosférica para garantir que as variações no brilho dos pixels sejam devidas apenas às características do objeto e não a fatores externos, além de serem georreferenciadas para assegurar o correto

alinhamento com o posicionamento terrestre. Na etapa de segmentação, a imagem é dividida em regiões homogêneas chamadas "objetos" ou "segmentos", ajustando parâmetros como escala, compacidade e suavidade para otimizar a qualidade dos segmentos.

A extração de atributos envolve o cálculo de métricas espectrais, texturais, geométricas e de forma, bem como informações contextuais sobre a relação espacial entre os segmentos. Os atributos espectrais incluem média e variância das bandas espectrais, enquanto os atributos texturais abrangem medidas como contraste e homogeneidade. Características geométricas e de forma, como área, perímetro e circularidade, são avaliadas, assim como atributos contextuais que descrevem a proximidade e disposição relativa dos segmentos.

Na classificação, as classes de interesse são definidas e métodos de classificação supervisionada, como Máquinas de Vetores de Suporte, Redes Neurais Artificiais ou Florestas Aleatórias (Random Forest, RF), são treinados com amostras representativas de cada classe. O classificador treinado é então aplicado aos segmentos para atribuir cada um deles a uma das classes predefinidas com base nos atributos extraídos.

Pós-processamento e validação envolvem técnicas de filtragem morfológica ou regras baseadas em conhecimento para eliminar classificações errôneas e refinar os limites dos segmentos, seguidas pela avaliação da acurácia da classificação usando matrizes de confusão e métricas como acurácia global e coeficiente kappa, utilizando amostras independentes de validação para assegurar a robustez do modelo. Na análise e integração de dados, a distribuição espacial das classes é analisada para identificar padrões e tendências, e os resultados de OBIA podem ser integrados com dados de outras fontes para análises mais abrangentes e tomadas de decisão informadas.

O método RF, utilizado em conjunto com o OBIA, é uma variante robusta e eficaz para problemas de classificação de imagens de sensoriamento remoto. Este método combina múltiplas árvores de decisão para melhorar a precisão da classificação, sendo eficiente no processamento de grandes volumes de dados. No contexto do OBIA, o Random Forest é utilizado para lidar com a complexidade das relações espaciais e espectrais dos segmentos, fornecendo uma análise multi-escala robusta que considera tanto a heterogeneidade interna dos segmentos quanto sua contextualização espacial (Feng et al., 2023).

3.5 Validação e Acurácia de Classificação de Imagem

Para garantir a precisão e a confiabilidade dos resultados obtidos na classificação de imagens, é possível utilizar dos processos de validação e análise de acurácia (Bragion, 2017). Este processo envolve a comparação entre as classes identificadas pelo algoritmo de classificação e os dados de referência, geralmente obtidos por meio de verificação em campo ou imagens de alta resolução (Mastela e Vieira, 2018).

Como resultado do processo de validação, pode ser obtido a matriz de confusão, uma tabela que resume o desempenho da classificação, mostrando a relação entre as classes reais e as classes preditas. Cada elemento da matriz representa a porcentagem da área total da bacia classificada em determinada classe, ela é organizada em uma tabela onde as linhas representam as classes reais (de referência) e as colunas indicam as classes classificadas pelo modelo. Os valores na diagonal principal correspondem às classificações corretas, ou seja, quando a classe predita coincide com a classe real. Os valores fora da diagonal indicam erros de classificação, representando casos em que o modelo confundiu uma classe com outra (Souza, et. Al., 2019).

De acordo com Antune e Lingnau (1997), a partir da matriz de confusão é possível obter os dados de acurácia e índice kappa, definindo-os como:

- Acurácia do Produtor (PA): Refere à probabilidade de uma classe real no terreno ser corretamente identificada na imagem classificada. Também é conhecida como sensibilidade ou recall.
- Acurácia do Usuário (UA): Indica a probabilidade de que uma classe atribuída na imagem classificada corresponda à classe real no terreno. Também é conhecida como precisão.
- O índice Kappa é uma métrica que quantifica a concordância entre a classificação realizada pelo algoritmo e os dados de referência, ajustando pela concordância que ocorreria ao acaso. Valores de Kappa variam de -1 a 1, onde valores próximos de 1 indicam uma alta concordância e valores próximos de 0 indicam concordância semelhante ao acaso, podendo ser observado na Tabela 1.

Tabela 1: Grau de concordância do índice Kappa

Limite inferior	Grau de Concordância	Limite Superior
<0,05	Nenhum	0,05
0,05	Muito Ruim	0,20
0,20	Ruim	0,40
0,40	Regular	0,55
0,55	Bom	0,70
0,70	Muito Bom	0,85
0,85	Excelente	0,99
0,99	Perfeito	1,00

Fonte: Adaptado de Landis e Koch (1977)

4 MATERIAL E MÉTODOS

4.1 Caracterização da Área de Estudo

O estudo foi desenvolvido em duas bacias hidrográficas, a Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindoia (BHRL), situada predominantemente no município de Londrina, e a Bacia Hidrográfica do Ribeirão da Raposa (BHRR), localizada em Apucarana.

Os municípios que abrangem as duas bacias foram planejados e fundados pela Companhia de Terras Norte do Paraná (CTNP), que desempenhou um papel fundamental na organização territorial do norte do estado. O principal objetivo da CTNP era comercializar glebas e lotes rurais, destinados principalmente ao cultivo de café, em áreas então consideradas 'espaços vazios'. Entre as décadas de 1930 e 1960, a CTNP foi responsável pela criação de uma rede com mais de 60 municípios, incluindo Londrina e Apucarana (Rego e Meneguetti, 2008).

4.1.1 Londrina e a Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindoia

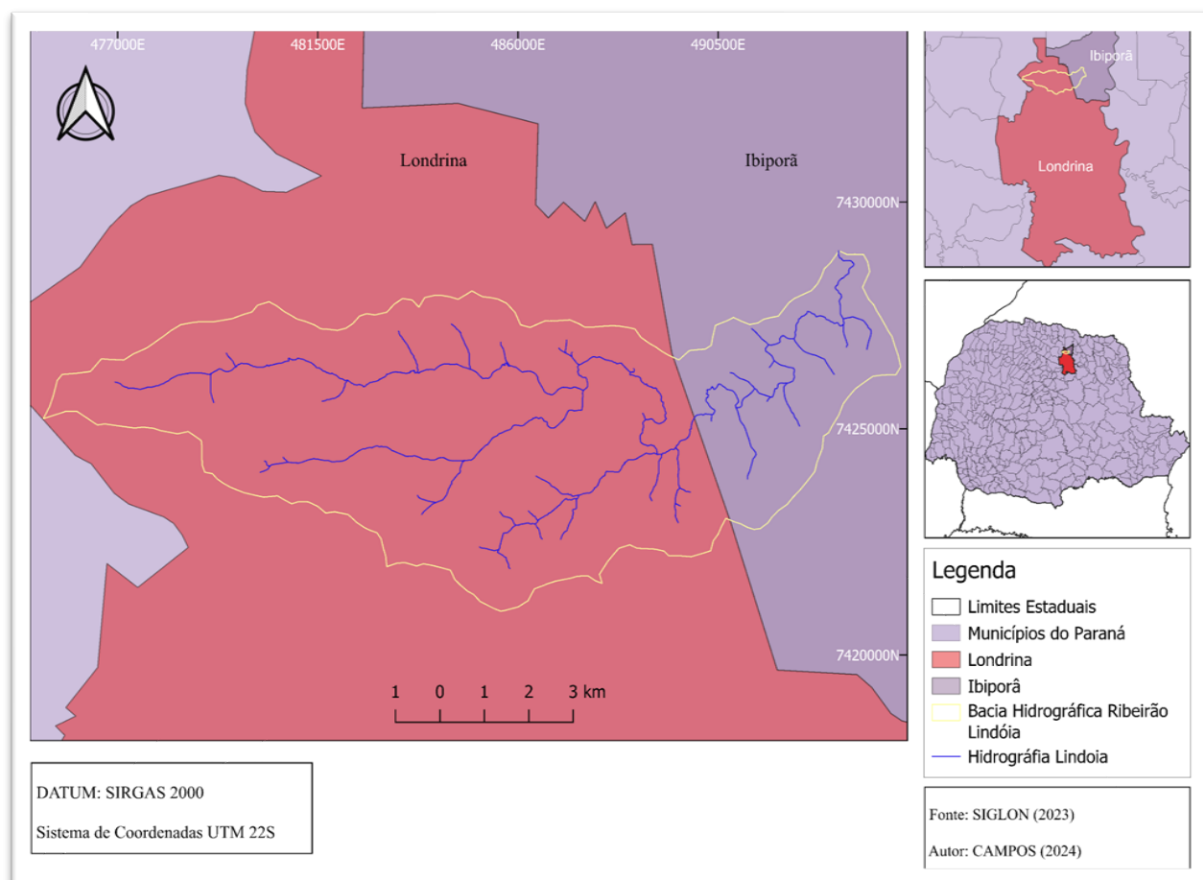
Londrina, fundada em 10 de dezembro de 1934, foi um ponto estratégico para estabelecer um novo polo agrícola e de colonização na região (Rego e Meneguetti, 2008). Com uma área de aproximadamente 1.650 km², Londrina abrange tanto zonas urbanas densamente povoadas quanto áreas rurais dedicadas à agricultura e preservação ambiental. Situada a cerca de 380 km de Curitiba, a capital do estado, e com uma população de aproximadamente 556 mil habitantes, Londrina é o segundo maior município do Paraná em termos populacionais (IBGE, 2022).

As coordenadas latitudinais e longitudinais de Londrina são de 23.3045° S e 51.1696° W, respectivamente, e está localizada em uma região de transição hidrográfica, influenciada pela bacia do rio Tibagi (SIGLON, 2024).

A bacia hidrográfica do Ribeirão Lindoia está localizada predominantemente na região norte de Londrina-Pr (Figura 1), pertencente à Bacia do Rio Tibagi, que, por sua vez, está inserida na Bacia do Rio Paraná (Araújo, 2006).

O Instituto Água e Terra (IAT) classifica o curso principal, Ribeirão Lindoia, como de Classe 3, de acordo com o sistema de classificação do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA), disposto na Resolução N° 357, de 2005 (BRASIL, 2005), e define sua extensão como de aproximadamente 29 km, possuindo ao todo 32 afluentes ao decorrer do ribeirão (SIGLON, 2024). A composição ao redor do curso principal e seus afluentes é marcada pela presença de estruturas e padrões urbanos, assim como, residências, arruamento e áreas de plantio.

Figura 1: Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindoia

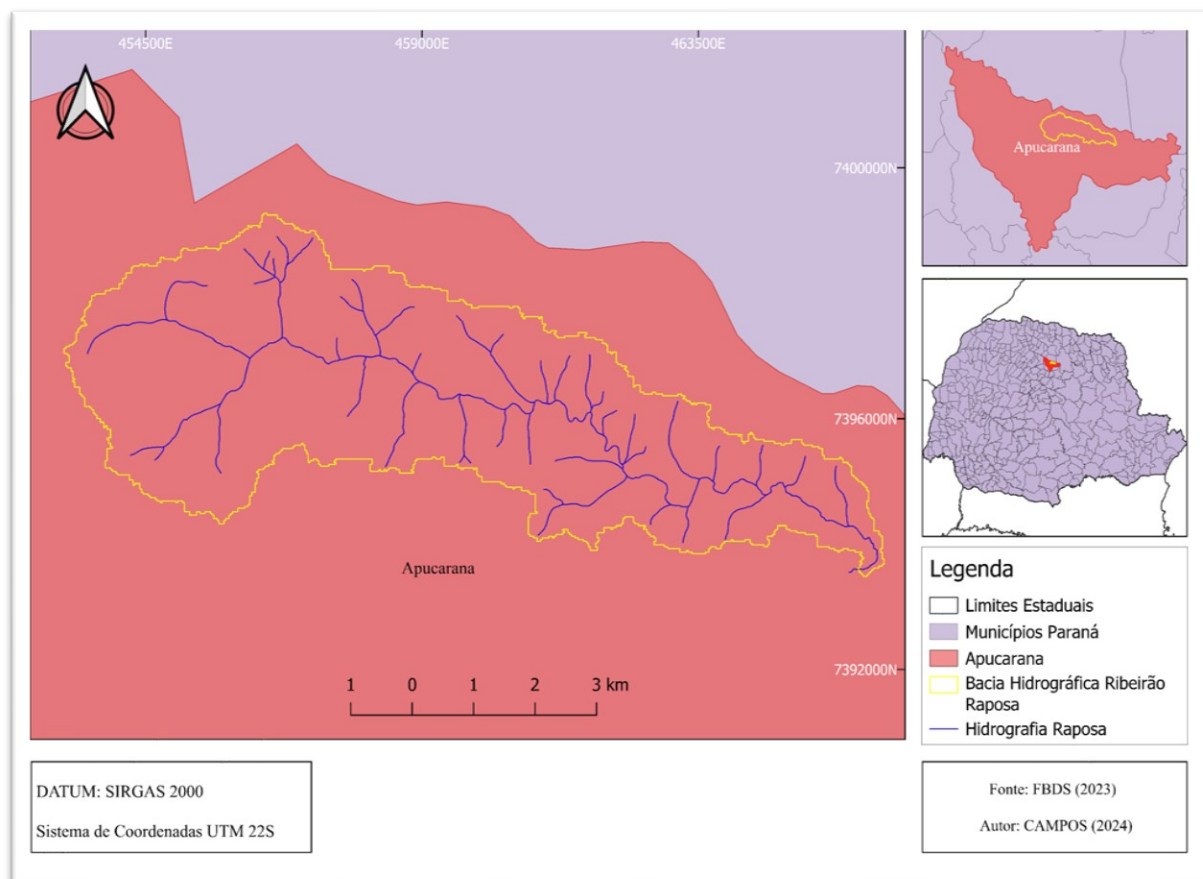


Fonte: Autor (2024)

4.1.2 Apucarana e a Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa

Apucarana foi projetada com o objetivo de estabelecer um intermédio agrícola para abastecer cidades maiores como Londrina e Maringá (Faria, 2015). Após adquirir sua independência de Londrina em 1943, pelo Decreto-Lei Estadual n.º 199, foi oficialmente decretada como município em 28 de janeiro de 1944. Com uma extensão territorial de aproximadamente 557 km² e uma população de aproximadamente de 130 mil habitantes (IBGE, 2022), está localizada a cerca de 369 km de Curitiba, com coordenadas geográficas de 23.5515° S de latitude e 51.4608° W de longitude. Sendo conhecida como "Cidade Alta" devido à sua elevação de 840 metros acima do nível do mar. Apucarana está localizada em um ponto de encontro de três bacias hidrográficas: a bacia do Pirapó, a bacia do Tibagi e a bacia do Ivaí, englobando outras sub-bacias em sua composição. Na Figura 2 é possível visualizar a localização da bacia no município de Apucarana.

Figura 2: Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa

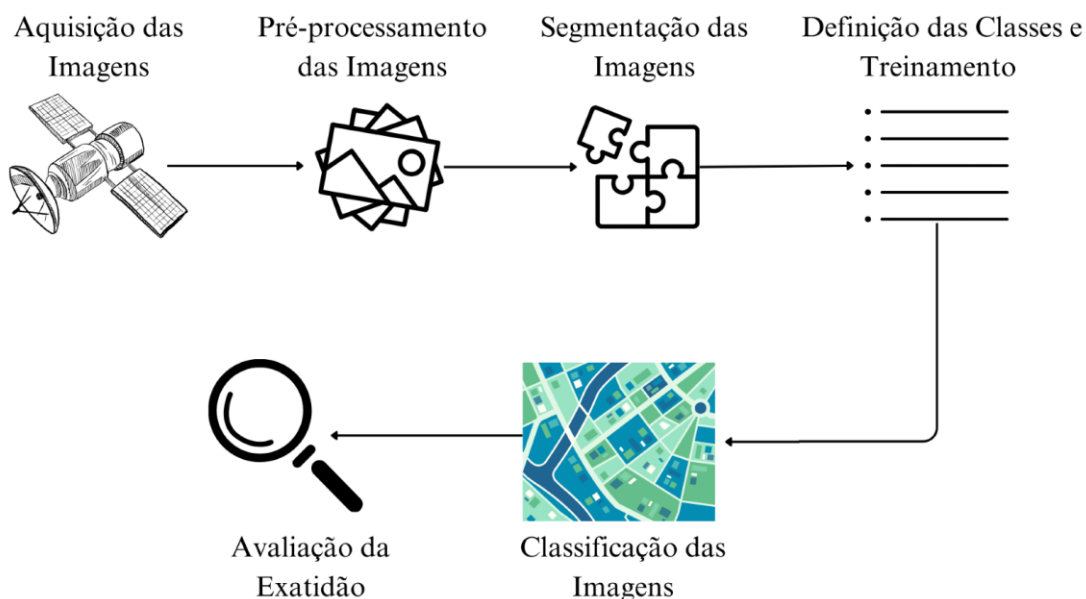


Fonte: Autor (2024)

4.2 Classificação OBIA

A classificação de imagens OBIA foi realizada utilizando o software QGIS, uma plataforma SIG. A partir de uma adaptação da metodologia realizada por Silva e Batista (2022), foi elaborado o diagrama (Figura 3) que apresenta os passos que foram seguidos para a realização da classificação das imagens da BHRL e BHRR.

Figura 3: Diagrama da metodologia da classificação de imagem OBIA



Fonte: Autor (2024)

4.2.1 Aquisição das Imagens

As imagens brutas das bacias hidrográficas em estudo foram obtidas a partir de duas fontes distintas. Para o ano de 2010, foi utilizado satélites do sistema RapidEye (Planet Team, 2022), composto por uma constelação de cinco satélites de observação da Terra, operados pela empresa Planet Labs. Suas principais características incluem:

- Resolução espacial de aproximadamente 5 metros por pixel;
- Cinco bandas espectrais (azul, verde, vermelho, *red edge* e infravermelho próximo);
- Frequência de revisita de 5,5 dias globalmente;
- Disponibilidade temporal de imagens arquivadas desde 2009.

E para 2024, as imagens foram obtidas por satélites do PlanetScope (Planet Team, 2024), sendo uma constelação de pequenos satélites (Doves) também operados pela Planet Labs. Este sistema fornece imagens de alta resolução e maior frequência temporal, com:

- Resolução espacial de aproximadamente 3 metros por pixel;
- Quatro bandas espectrais (azul, verde, vermelho e infravermelho próximo);
- Frequência de revisita diária;
- Disponibilidade temporal de imagens desde 2016.

As imagens para ambos os anos (2010 e 2024) e bacias (BHRL e BHRR), foram registradas pelos satélites no mês de abril.

4.2.2 Pré-processamento das Imagens

As imagens obtidas foram recortadas para a área original de cada bacia no software QGIS, pela função recorte por máscara, onde a partir de uma camada de referência, disponibilizadas no repositório do IAT, foram recortadas as imagens brutas dos satélites RapidEye e PlanetScope para as extensões da BHRL e da BHRR.

4.2.3 Segmentação das Imagens

Na fase de segmentação das imagens, com a função `LargeScaleMeanShift` do complemento `OrfeoToolBox`, definindo o tamanho dos raios para destrinchar as imagens das bacias em polígonos como de 30 metros. Foram realizados testes com outros tamanhos de raios, porém a partir deste tamanho selecionado (30 metros) foi possível obter uma melhor separação das feições da imagem, facilitando a definição de classes.

4.2.4 Definição das Classes e Treinamento

Após finalizar o processamento da segmentação, foi definido um treinamento com cinco classes, sendo:

- Classe 1 - Vegetação;
- Classe 2 - Área Urbana;
- Classe 3 - Área de Plantio;
- Classe 4 - Água;
- Classe 5 - Solo Exposto.

Foram selecionadas manualmente 100 amostras (polígonos) representativas de cada classe de uso e ocupação do solo, adicionando seus respectivos valores (1 a 5), na coluna “treino” na tabela de atributos. Ao finalizar a separação das amostras para os anos de 2010 e 2024 de cada bacia, utilizando a função de seleção aleatória dentro de subconjuntos, foi definido que 70% dos polígonos seriam utilizados para o processo de treinamento da classificação, e 30% para validação.

O treinamento do modelo foi conduzido com base nessas amostras, empregando um algoritmo de classificação supervisionado, o RF, utilizando as bandas espectrais disponíveis para discriminação das classes. Durante esse processo, a ferramenta do `OrfeoToolBox`,

TrainVectorClassifier, foi utilizada para processar o conjunto de amostras, onde foram extraídas características espectrais e estatísticas das bandas, além da definição de valores dos parâmetros do classificador RF, apresentados na Figura 4.

Figura 4. Parâmetros da classificação Random Forest

Classifier to use for the training	rf
Maximum depth of the tree [opcional]	5
Minimum number of samples in each node [opcional]	10
Termination Criteria for regression tree [opcional]	0,000000
Cluster possible values of a categorical variable into $K \leq$ cat clusters to find a suboptimal split [opcional]	10
Size of the randomly selected subset of features at each tree node [opcional]	0
Maximum number of trees in the forest [opcional]	100
Sufficient accuracy (OOB error) [opcional]	0,010000
Random seed [opcional]	0

Fonte: QGIS (2024)

O modelo treinado foi salvo e posteriormente utilizado na etapa de classificação.

4.2.5 Classificação das Imagens

Após o treinamento, a ferramenta *VectorClassifier* do *OrfeoToolBox*, foi aplicada sobre a imagem raster, utilizando o modelo do treinamento gerado para atribuir rótulos de classe a cada polígono, com base nas características aprendidas. Esse processo permitiu a identificação das classes da imagem de acordo com os padrões espectrais identificados.

Foram realizadas correções manuais de confusões mais perceptíveis entre classes a partir de imagens de referência.

4.2.6 Avaliação da Exatidão

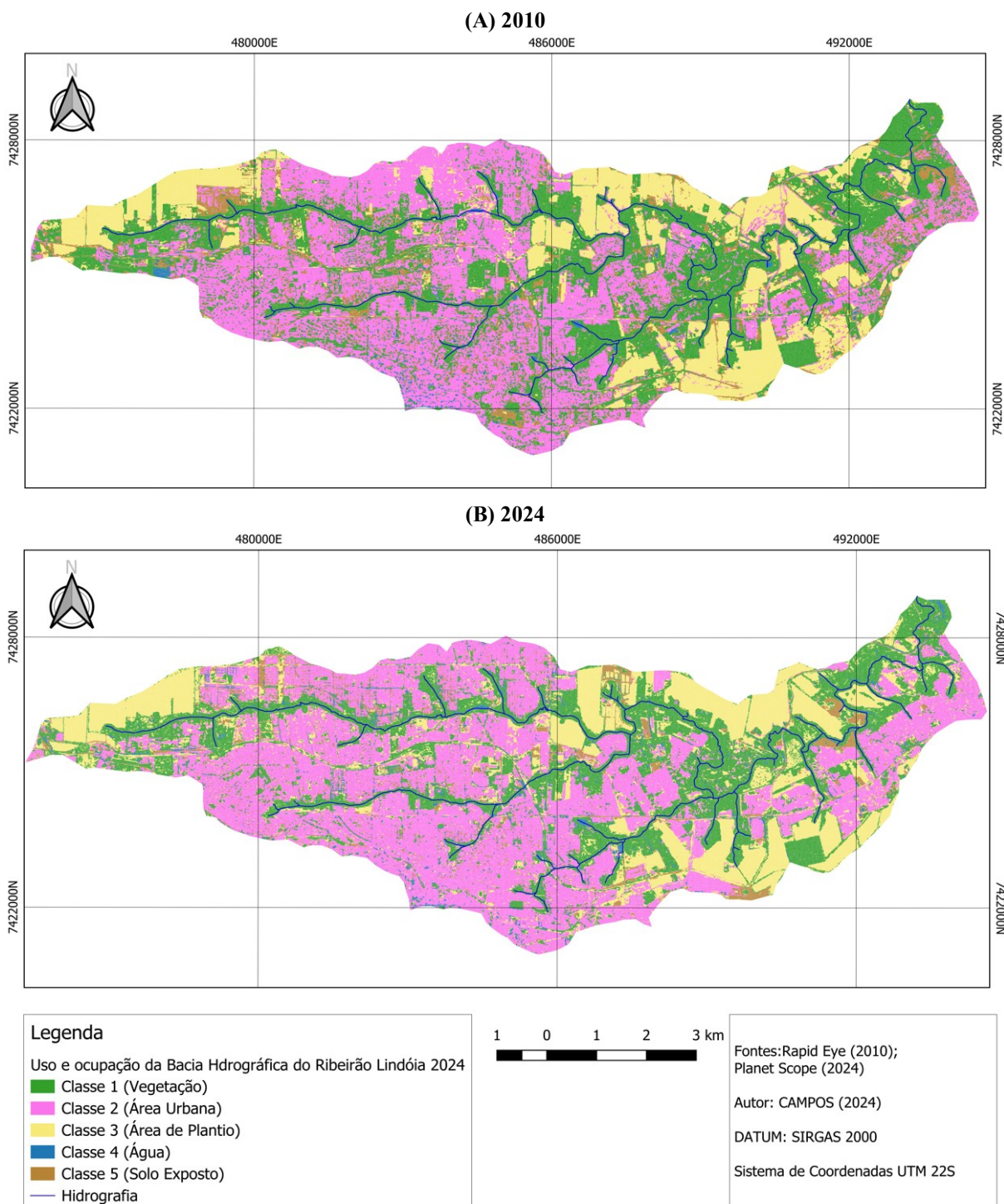
A avaliação da acurácia foi realizada pelo *plugin Semi-Automatic Classification*, que a partir da comparação dos 30 polígonos de cada classe separados para validação, com o resultado da classificação, permitiu a geração da matriz de confusão e a análise detalhada dos erros de classificação. A partir da comparação entre os valores preditos e os dados de referência, foram obtidas métricas como UA, PA e coeficiente Kappa, fornecendo uma validação mais robusta do modelo gerado.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1 Classificação OBIA para a bacia hidrográfica do ribeirão Lindóia

Na Figura 5 pode-se visualizar os mapas de classificação de uso solo pela metodologia OBIA, elaborados para a BHRL nos anos de 2010 e 2024.

Figura 5: Mapa de uso e ocupação do solo da Bacia Hidrológica do Ribeirão Lindóia



Fonte: Autor (2024)

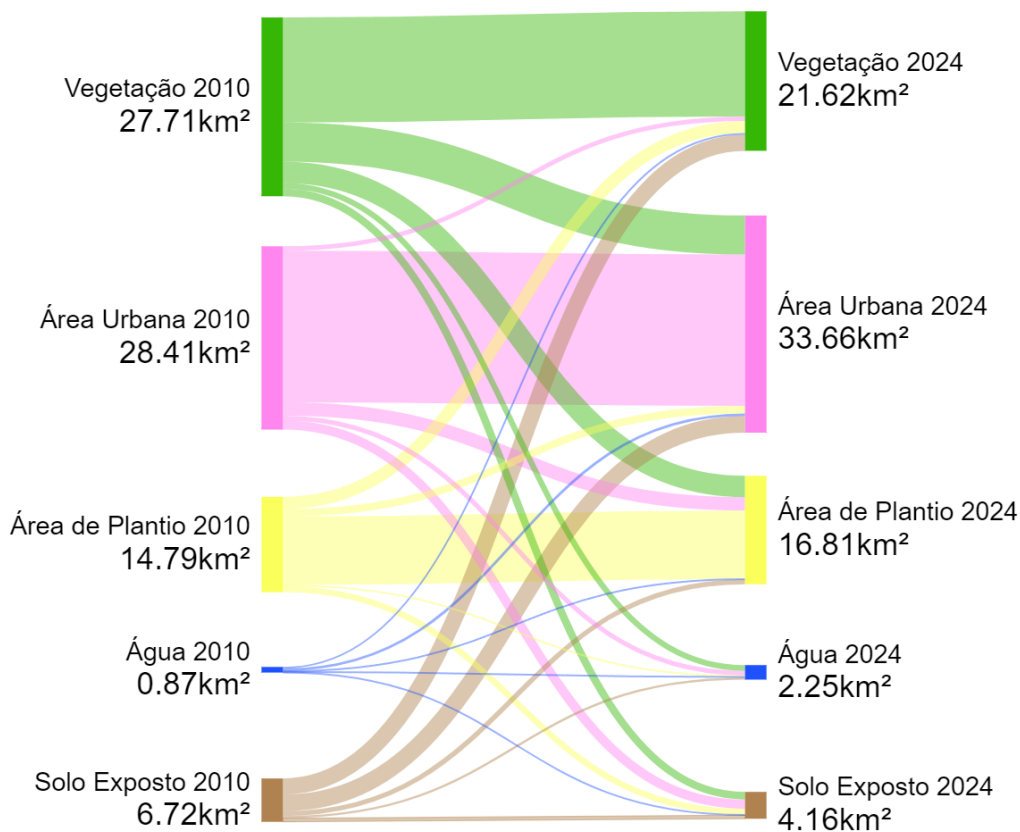
A partir da elaboração do mapa de uso e ocupação do solo da BHRL, os dados referentes as áreas de ocupação de cada classe foram determinadas e estão dispostas na Tabela 2, e ao sobrepor os mapas de 2010 e 2024, foi possível gerar o diagrama de Sankey (Figura 6), conseguindo observar as mudanças e distribuições entre as áreas de cada classes de uso e ocupação do solo na bacia hidrográfica que ocorreram no período de 14 anos.

Tabela 2: Área das classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia

Classe	2010		2024	
	Área (km ²)	% Área	Área (km ²)	% Área
1 (vegetação)	27,71	35,28	21,60	27,54
2 (área urbana)	28,42	36,18	33,65	42,89
3 (área de plantio)	14,81	18,85	16,81	21,43
4 (água)	0,87	1,11	2,22	2,83
5 (solo exposto)	6,74	8,58	4,16	5,31
Total	78,56	100,00	78,44	100,00

Fonte: Autor (2025)

Figura 6: Diagrama Sankey da mudança de classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia entre os anos 2010 e 2024



Fonte: Autor (2025)

A partir das áreas de cada classe fornecidas na Tabela 2, e as mudanças entre classes observadas na Figura 6, é possível analisar as alterações no uso e ocupação do solo no período de 14 anos na BHLL. A classe de área urbana apresentou o maior aumento no período, passando de 28,42 km² (36,18%) para 33,65 km² (42,89%), consolidando-se como a principal classe do território. Esse crescimento ocorreu, em grande parte, pela conversão de áreas de vegetação e solo exposto, indicando um avanço da infraestrutura urbana sobre áreas naturais e espaços anteriormente desprovidos de cobertura vegetal ou edificações.

A vegetação, que em 2010 ocupava 27,71 km² (35,28%), sofreu uma redução para 21,60 km² (27,54%) em 2024, sendo convertida majoritariamente em áreas urbanas e agrícolas. Essa diminuição sugere uma intensificação das atividades antrópicas, seja pela expansão urbana ou pelo avanço da agricultura, comprometendo a cobertura vegetal natural. Além disso, partes da vegetação foram transformadas em áreas de água e solo exposto, o que pode indicar processos de desmatamento, degradação ambiental e alterações em cursos d'água.

A área de plantio apresentou um crescimento de 14,81 km² (18,85%) para 16,81 km² (21,43%), evidenciando novamente a expansão da atividade agrícola na região. Essa classe manteve maior parte sua área original de 2010 para 2024, havendo alterações em sua matriz principalmente de conversões da área urbana, vegetação e solo exposto.

A superfície coberta por água aumentou de 0,87 km² (1,11%) para 2,22 km² (2,83%). Esse crescimento pode estar relacionado à criação de reservatórios artificiais, processos erosivos que resultaram na expansão de corpos d'água ou até mesmo no impacto de redução vegetação ciliar, que sobrepõem os córregos e rios. Desta forma levando as alterações observadas no diagrama de Sankey para as demais classes.

O solo exposto reduziu de 6,74 km² (8,58%) para 4,16 km² (5,31%), sendo convertido principalmente para vegetação, área urbana e plantio. Essa diminuição pode representar tanto a recuperação ambiental de áreas degradadas quanto a ocupação definitiva desses espaços por construções e atividades agrícolas. Além disso, a conversão de solo exposto em áreas urbanas pode estar associada a obras de infraestrutura, como expansão de edificações, abertura de novas vias e loteamentos urbanos.

Porém, o processo de classificação está sujeito a erros de confusão entre classes, desta forma sendo necessário avaliar a acurácia da classificação. Para tal finalidade, foram plotadas as matrizes de confusão (Tabela 3) e apresentados os dados de acurácia (Tabela 4).

Tabela 3: Matriz de confusão da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia

2010							
Classe	1	2	3	4	5	Área (km ²)	% Área
1	26,93	0,36	0,00	0,31	0,12	27,71	35,28
2	0,75	25,42	0,00	1,10	1,15	28,42	36,18
3	0,38	0,00	14,12	0,00	0,31	14,81	18,85
4	0,00	0,00	0,00	0,86	0,01	0,87	1,11
5	0,00	0,01	0,02	0,02	6,69	6,74	8,58
Total						78,56	100,00
2024							
Classe	1	2	3	4	5	Área (km ²)	% Área
1	17,80	0,00	3,73	0,07	0,00	21,60	27,54
2	0,00	33,64	0,00	0,00	0,00	33,65	42,89
3	5,79	0,11	10,79	0,00	0,11	16,81	21,43
4	0,00	0,00	0,00	2,22	0,00	2,22	2,83
5	0,00	0,00	0,12	0,00	4,05	4,16	5,31
Total						78,44	100,00

Nota: 1= Vegetação; 2= Área Urbana; 3= Área de Plantio; 4= Água; 5= Solo Exposto.

Fonte: Autor (2025).

Tabela 4: Dados de acurácia da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Lindóia

BHRL 2010					
Classe	1	2	3	4	5
SE	0,0024	0,0033	0,0011	0,0022	0,0022
SE area	187651	255402	84110	170449	172319
95% CI area	367797	500587	164855	334079	337745
PA [%]	95,9589	98,5645	99,8709	37,6516	80,8417
UA [%]	97,1595	89,4457	95,3125	99,2165	99,2786
Kappa	0,9558	0,8429	0,9428	0,9919	0,9919
BHRL 2024					
Classe	1	2	3	4	5
SE	0,0077	0,0008	0,0077	0,0009	0,0009
SE area	606493	64569	606891	71770	74282
95% CI area	1188727	126555	1189507	140668	145592
PA [%]	75,4509	99,668	73,7177	96,8664	97,3049
UA [%]	82,392	100	64,2222	100	97,1751
Kappa	0,7482	1	0,5601	1	0,9702

Nota: 1= Vegetação; 2= Área Urbana; 3= Área de Plantio; 4= Água; 5= Solo Exposto; SE= Erro Padrão; SE área= Área do Erro Padrão; CI= Área do Intervalo de Confiança; PA= Acurácia do Produtor; UA= Acurácia do Usuário.

Fonte: Autor (2025)

Em 2010, a vegetação apresentou uma boa correspondência, com 26,93 km² corretamente classificados, embora haja pequenas quantidades de erro associadas à confusão com áreas urbanas (0,36 km²) e corpos d'água (0,31 km²). Essa categoria teve um PA de

95,96%, indicando que a maior parte da vegetação real foi identificada corretamente. O UA foi de 97,16%, revelando que a maioria dos objetos classificados como vegetação realmente pertenciam a essa classe. O coeficiente Kappa foi de 0,9558, demonstrando uma excelente concordância.

A área urbana também teve uma alta precisão, com 25,42 km² corretamente identificados. Seu PA foi de 98,56%, indicando que quase toda a área urbana real foi bem classificada. No entanto, o UA foi menor (89,45%), sugerindo que parte dos pixels classificados como urbanos poderiam, na verdade, pertencer a outras classes. A área de plantio teve um desempenho semelhante, com PA de 99,87% e UA de 95,31%, mostrando que quase toda a área de plantio foi corretamente identificada, porém com 0,38 km² classificado como vegetação e 0,31 km² como solo exposto.

A classe água teve um PA baixo em 2010 (37,65%), sugerindo que a maior parte da área real de corpos d'água foi erroneamente atribuída a outras classes. No entanto, seu UA foi elevado (99,21%), indicando que as poucas feições classificadas como água realmente correspondiam a essa classe. Esse resultado reflete a dificuldade de identificar pequenos corpos d'água na imagem, especialmente se houver interferências como sombras ou umidade no solo. Já o solo exposto teve bons valores de acurácia (PA de 80,84% e UA de 99,27%), mas ainda apresentava alguma confusão com áreas agrícolas.

Em 2024, a acurácia das classes mudou consideravelmente. A vegetação sofreu uma redução em sua área corretamente classificada (17,80 km²), o que também foi refletido no PA de 75,45%, menor do que em 2010. Isso indica que a vegetação real teve maior dificuldade de ser corretamente identificada, possivelmente devido a mudanças no padrão de cobertura florestal ou aumento da fragmentação. O UA de 82,39% sugere que parte da vegetação classificada poderia, na verdade, pertencer a outras categorias, como áreas agrícolas (3,73 km²).

A área urbana, por outro lado, teve um desempenho melhor em 2024, com um PA de 99,66% e um UA de 100%. Isso demonstra que quase todas as áreas urbanas reais foram identificadas corretamente. A classe de plantio, no entanto, apresentou uma piora considerável na precisão, com PA reduzido para 73,71% e UA de apenas 64,22%. Isso indica que partes das áreas agrícolas foram erroneamente classificadas, principalmente com a vegetação (5,79 km²), o que pode estar relacionado à similaridade espectral e aspectos visuais que as classes possam possuir.

A categoria água teve um PA de 96,86% e UA de 100%, mostrando que tanto a identificação das áreas reais de corpos d'água foram precisas. Esse aumento na precisão pode

estar relacionado à melhoria na resolução das imagens. O solo exposto também manteve um bom desempenho, com PA de 97,30% e UA de 97,17%, indicando que os erros nessa categoria foram mínimos.

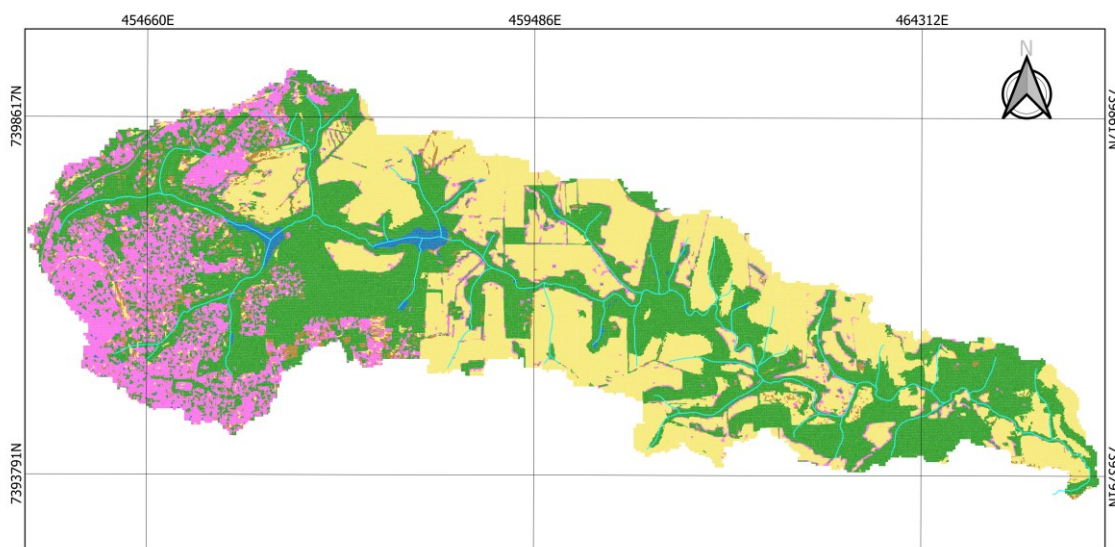
A comparação dos coeficientes Kappa reflete bem essas mudanças. Em 2010, os valores foram consistentemente altos para todas as classes, sugerindo um bom desempenho geral da classificação. No entanto, em 2024, observa-se uma queda no Kappa da vegetação (0,7482) e da área de plantio (0,5601), confirmando os desafios na separação dessas classes. Em contrapartida, a área urbana e a classe de água alcançaram valores de Kappa de 1, demonstrando uma classificação excelente.

5.2 Classificação OBIA para a bacia hidrográfica do Ribeirão Raposa

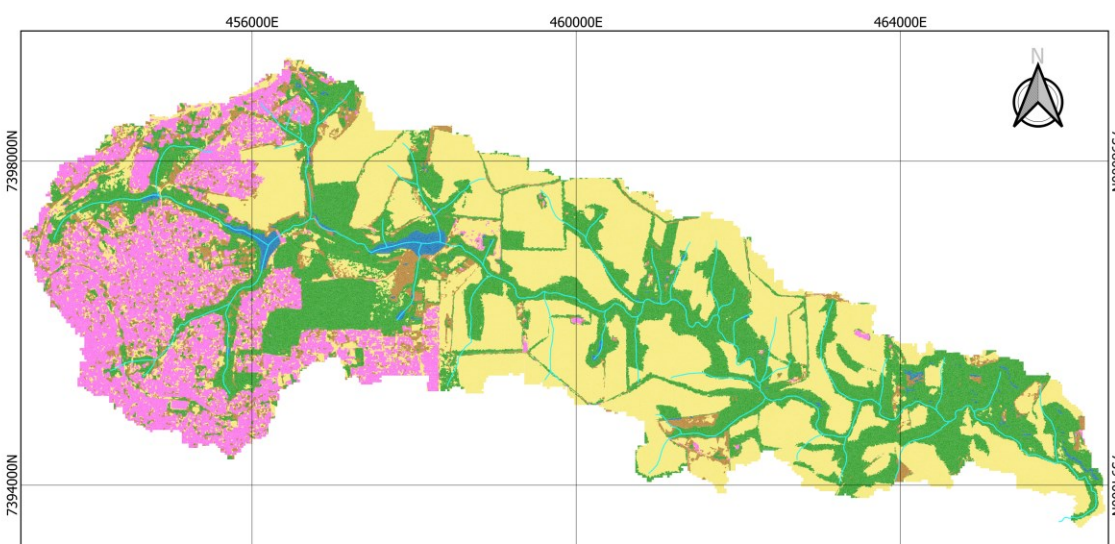
Os mapas de uso e ocupação do solo para a BHRR para os anos de 2010 e 2024 estão apresentados na Figura 7.

Figura 7: Mapa de uso e ocupação do solo da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa

(A) 2010



(B) 2024



Legenda

Uso e ocupação do solo da Bacia do Ribeirão Raposa 2024

- Classe 1 (Vegetação)
- Classe 2 (Área Urbana)
- Classe 3 (Área de Plantio)
- Classe 4 (Água)
- Classe 5 (Solo Exposto)
- Hidrografia

1 0 1 2 km

Fontes: Rapid Eye (2010);
Planet Scope (2024)

Autor: CAMPOS (2024)

DATUM: SIRGAS 2000

Sistema de Coordenadas UTM 22S

Fonte: Autor (2024)

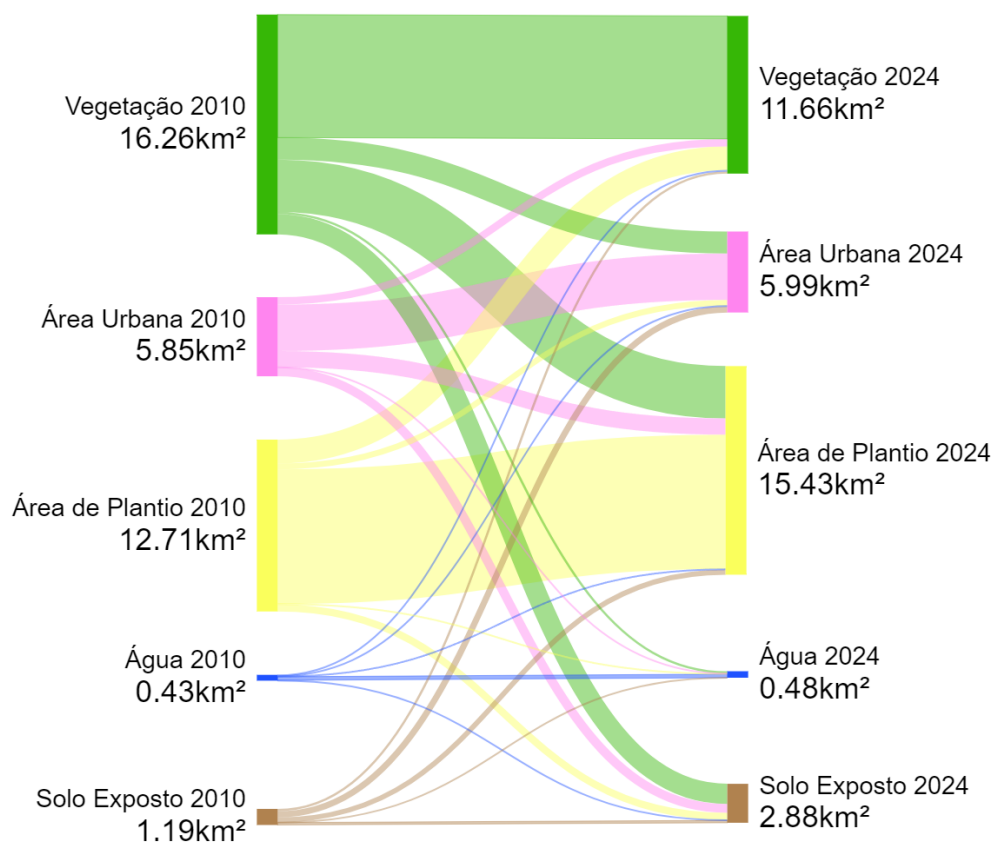
Os valores de área e porcentagem de ocupação de cada classe estão dispostos na Tabela 5, e as variações nas áreas de cada classe podem ser visíveis também no diagrama de Sankey (Figura 8).

Tabela 5: Área das classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa

Classe	2010		2024	
	Área (km ²)	% Área	Área (km ²)	% Área
1 (vegetação)	16,29	44,56	11,66	32,00
2 (área urbana)	5,88	16,10	5,99	16,44
3 (área de plantio)	12,75	34,89	15,43	42,34
4 (água)	0,43	1,18	0,48	1,32
5 (solo exposto)	1,20	3,27	2,88	7,90
Total	36,55	100,00	36,44	100,00

Fonte: Autor (2024)

Figura 8: Diagrama Sankey da mudança de classes da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa entre os anos 2010 e 2024



Fonte: Autor (2024)

A vegetação apresentou uma redução significativa ao longo do período analisado, passando de 16,29 km² (44,56% da área total) em 2010 para 11,66 km² (32,00%) em 2024. Essa diminuição está relacionada à conversão dessas áreas em plantios e solo exposto, refletindo tanto a expansão da atividade agrícola quanto possíveis processos erosivos. A conversão parcial

da vegetação para solo exposto também indica um cenário de degradação ambiental, com consequências potenciais para a estabilidade do solo e a qualidade dos recursos hídricos.

A área urbana manteve-se relativamente estável, com um leve crescimento de 5,85 km² para 5,99 km², representando um aumento de 16,10% para 16,44%. Esse comportamento sugere um desenvolvimento urbano moderado e controlado, possivelmente influenciado por fatores como planejamento territorial, restrições ambientais ou uma demanda menos expressiva por expansão da infraestrutura urbana na região.

A classe de plantio apresentou o maior crescimento proporcional, aumentando de 12,71 km² (34,89%) em 2010 para 15,43 km² (42,34%) em 2024. Esse avanço reflete a intensificação das atividades agropecuárias, ocorrendo, em grande parte, em áreas anteriormente ocupadas por vegetação. A expansão agrícola pode trazer impactos ambientais, como aumento da erosão do solo, alterações no regime hídricos e perda de biodiversidade, especialmente quando ocorre sem medidas de conservação adequadas.

O solo exposto apresentou um aumento expressivo, passando de 1,20 km² (3,27%) para 2,88 km² (7,90%). Esse crescimento está possivelmente associado ao desmatamento e à conversão para área de plantio sem cobertura vegetal adequada, tornando o solo mais suscetível à degradação. Além disso, a expansão do solo exposto pode indicar ações antrópicas temporárias, como construções, movimentação de terra e práticas agrícolas de preparo do solo.

A área ocupada por corpos d'água manteve-se relativamente estável, com uma variação de 0,43 km² (1,18%) para 0,48 km² (1,32%). Essa alteração pouco expressiva pode estar associada a mudanças naturais no fluxo hídricos, processos de assoreamento ou variações sazonais na disponibilidade de água. O baixo aumento da superfície de água pode indicar tanto uma melhor retenção hídrica em determinadas épocas do ano quanto impactos derivados das alterações no uso e ocupação do solo na região.

A matriz de confusão e os dados de acurácia estão dispostos nas Tabelas 6 e 7, respectivamente.

Tabela 6: Matriz de confusão da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa

2010							
Classe	1	2	3	4	5	Área (km ²)	% Área
1	15,15	0,15	0,00	0,08	0,91	16,29	44,56
2	0,00	5,85	0,00	0,00	0,03	5,88	16,10
3	0,27	0,07	12,35	0,00	0,07	12,75	34,89
4	0,00	0,00	0,00	0,43	0,00	0,43	1,18
5	0,00	0,01	0,00	0,00	1,19	1,20	3,27
Total						36,55	100,00
2024							
Classe	1	2	3	4	5	Área (km ²)	% Área
1	11,62	0,00	0,00	0,03	0,00	11,66	32,00
2	0,00	5,94	0,00	0,00	0,05	5,99	16,44
3	0,00	0,00	12,67	0,00	2,77	15,43	42,34
4	0,00	0,00	0,00	0,48	0,00	0,48	1,32
5	0,00	0,00	0,00	0,00	2,88	2,88	7,90
Total						36,44	100,00

Nota: 1= Vegetação; 2= Área Urbana; 3= Área de Plantio; 4= Água; 5= Solo Exposto.

Fonte: Autor (2025)

Tabela 7: Dados de acurácia da classificação OBIA da Bacia Hidrográfica do Ribeirão Raposa

BHRR 2010					
Classe	1	2	3	4	5
SE	0,0034	0,0014	0,0017	0,0009	0,0029
SE area	123901	50870	61987	31923	105877
95% CI area	242846	99706	121494	62570	207519
PA [%]	98,2777	96,382	100	83,5574	54,0784
UA [%]	93,0215	99,4162	96,8389	99,823	99,5296
Kappa	0,8793	0,9930	0,9523	0,9982	0,9950
BHRR 2024					
Classe	1	2	3	4	5
SE	0,0009	0,0008	0,0079	0,0009	0,0079
SE area	32108	28565	286314	32108	287735
95% CI area	62931	55988	561175	62931	563961
PA [%]	100	100	100	93,7312	50,544
UA [%]	99,7245	99,1713	82,0513	100	100
Kappa	0,9960	0,9901	0,7249	1	1

Nota: 1= Vegetação; 2= Área Urbana; 3= Área de Plantio; 4= Água; 5= Solo Exposto; SE= Erro Padrão; SE área= Área do Erro Padrão; CI= Área do Intervalo de Confiança; PA= Acurácia do Produtor; UA= Acurácia do Usuário.

Fonte: Autor (2025)

Em 2010, a vegetação teve 15,15 km² corretamente classificados, com um PA de 98,28% e um UA de 93,02%. O coeficiente Kappa de 0,8793 indicou boa concordância geral,

embora tenha ocorrido alguma confusão com a área urbana (0,15 km²). Já em 2024, essa classe teve uma redução em sua extensão, totalizando 11,66 km². O PA atingiu 100%, e o UA foi de 99,72%, sugerindo uma maior precisão na classificação, com um coeficiente Kappa de 0,996.

A área urbana, em 2010, teve 5,85 km² corretamente classificados, com um PA de 96,38% e um UA de 99,42%, refletindo uma identificação bastante precisa, com poucas confusões com outras classes. O coeficiente Kappa foi de 0,993, indicando uma excelente concordância. Em 2024, essa classe manteve um PA de 100% e um UA de 99,17%, com um coeficiente Kappa de 0,9901. Esses valores sugerem que a precisão da classificação da área urbana foi uma das mais consistentes ao longo dos anos, sem variações significativas.

A classe de plantio, em 2010, apresentou 12,35 km² corretamente classificados, com um PA de 100%, indicando que todas as áreas de plantio foram corretamente identificadas em relação às amostras de validação. O UA foi de 96,84%, e o coeficiente Kappa de 0,9523 demonstrou uma ótima precisão, com pouca confusão com vegetação e solo exposto. Já em 2024, essa classe teve um aumento na área corretamente classificada, alcançando 12,67 km². Entretanto, o UA caiu para 82,05%, sugerindo uma maior confusão com vegetação e solo exposto. O coeficiente Kappa reduziu para 0,7249, refletindo um desafio na separação precisa dessa classe.

A classe de água, em 2010, teve um PA de 83,56% e um UA de 99,82%, indicando uma boa precisão na classificação, mas com alguma confusão com outras categorias. O coeficiente Kappa foi de 0,9982, evidenciando uma excelente concordância geral. Em 2024, essa classe apresentou um aumento na precisão, com um PA de 93,73% e um UA de 100%. O coeficiente Kappa atingiu 1, sugerindo uma identificação praticamente perfeita, o que pode estar associado tanto a melhorias na metodologia de classificação quanto à maior visibilidade dos corpos d'água nas imagens analisadas.

Por fim, a classe de solo exposto teve, em 2010, 1,19 km² corretamente identificados, com um PA de 54,08%, o que indica dificuldades na identificação correta dessa categoria. Entretanto, o UA foi de 99,53%, sugerindo que as amostras classificadas como solo exposto pertenciam de fato à classe correta. O coeficiente Kappa foi de 0,995, indicando uma boa precisão geral. Já em 2024, essa classe teve um aumento na área corretamente classificada, atingindo 2,88 km². O PA, no entanto, caiu para 50,54%, sugerindo uma maior dificuldade na identificação de solo exposto. O UA permaneceu em 100%, e o coeficiente Kappa se manteve elevado, indicando que, apesar da redução no PA, a confiabilidade da classificação dessa classe ainda é relevante.

Comparando as duas matrizes, observa-se que a classificação de 2024 apresenta melhorias na precisão de algumas classes, como área urbana e corpos d'água, mas enfrenta desafios na diferenciação entre vegetação, plantio e solo exposto. Essas mudanças podem estar associadas a avanços na metodologia de classificação, à qualidade das imagens utilizadas ou a alterações reais no uso e ocupação do solo ao longo do tempo.

5.3 Análise geral dos resultados

Para ambas as bacias, foi possível visualizar principalmente a expansão da área urbana, com aumento de 28,42 km² para 33,65 km² para BHRL, e de 5,88 km² para 5,99 km² na BHRR, e a expansão da área de plantio, aumentando de 14,81 km² para 16,81 km² na BHRL e 12,75 km² para 15,43 km² na BHRR. O maior contribuidor para o aumento dessas classes no período de 14 anos, foi a redução e conversão das áreas de vegetação, evidenciando a supressão de áreas verdes para desenvolvimento da urbanização e agricultura. O solo exposto e a água foram o que sofreram maiores alterações para as duas bacias no período de estudo, como observado nos diagramas de Sankey.

Em relação a classificação OBIA, para ambas as bacias a maior confusão entre classes ocorreu entre vegetação, área de plantio e solo exposto. Tal acontecimento pode vir do fato da semelhança espectral dessas classes, onde a área de plantio quando não há crescimento de culturas de plantações, se assemelha ao solo exposto (terra arada), e quando há o crescimento, se assemelha a vegetação, com uma reflectância da faixa espectral na cor verde (dependendo do tipo de cultura plantada). E as áreas de borda e divisa entre classes podem estar mais sujeitas a confusão entre classes pela proximidade entre elas. Porém, devido a metodologia OBIA, levar em conta não apenas a faixa espectral, mas também características como forma e textura, ainda é possível obter resultados de Kappa acima de 0,99, como observado nas Tabelas 4 e 7.

As classes de área urbana e água foram as que obtiveram as melhores classificações baseado nas amostras de validação, principalmente para o ano de 2024, em que se utilizou imagens dos satélites da Planet Scope, com maior resolução espacial.

6. CONCLUSÃO

A partir da metodologia de classificação de imagem OBIA, foi possível definir o uso e ocupação do solo das bacias do Ribeirão Lindóia, em Londrina – PR e Ibiporã -PR, e do Ribeirão Raposa, em Apucarana - PR, compreendendo as alterações no uso e ocupação do solo no período de 14 anos.

A análise temporal permitiu identificar padrões distintos de ocupação nas duas bacias. O crescimento da área urbana na Bacia do Ribeirão Lindóia ocorreu de forma mais intensa, refletindo o avanço da infraestrutura e do desenvolvimento urbano na região de Londrina. Por outro lado, na Bacia do Ribeirão Raposa, em Apucarana, a maior mudança foi o aumento das áreas de plantio, indicando um direcionamento da ocupação do solo para atividades agropecuárias.

As alterações das áreas de solo exposto e aumento da classe de água também merece atenção, pois pode indicar processos de degradação ambiental, como erosão e desmatamento.

Os resultados demonstram a eficiência da metodologia OBIA na identificação e caracterização das classes de uso e ocupação do solo, permitindo uma análise detalhada das mudanças espaciais ao longo do tempo.

Por fim, este estudo contribui para o entendimento da dinâmica do uso e ocupação do solo na BHRL e na BHRR, fornecendo subsídios para o planejamento e a gestão ambiental dessas regiões. Os dados obtidos também vêm a auxiliar na formulação de futuros estudos, agregando para a adaptação do conhecimento do uso do solo em um período de 14 anos nas regiões estudadas, como por exemplo, podendo ser aplicadas análises em conjunto com o plano diretor, legislações, estatutos e dados socioeconômicos dos municípios. Desta forma, agregando conhecimento para melhor compreensão do desenvolvimento urbano e seus efeitos sobre as bacias hidrográficas.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA ESPACIAL BRASILEIRA. Imagens de Satélite. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações, 2023. Disponível em: <https://www.gov.br/aeb/pt-br/acoes-e-programas/aplicacoes-espaciais/imagens-de-satelites>.
- ALMEIDA, Claudia Maria de. Aplicação dos sistemas de sensoriamento remoto por imagens e o planejamento urbano regional. Universidade São Judas Tadeu, 2010. Disponível em: <https://revistaarqurb.com.br/arqurb/article/view/120/106>.
- ARAÚJO, Joseane Gomes. Expansão Urbana em Debate: Aspectos Socioambientais e Políticos. Editora Appris, 2023.
- ANTUNES, Alzir Felipe B.; LINGNAU, Christel. Uso de índices de acurácia para avaliação de mapas temáticos obtidos por meio de classificação digital. In: Congresso e feira para usuários de geoprocessamento. 1997. p. 1997.
- BAUER, L. O. Predição de trocas de carbono entre a biosfera e a atmosfera na FLONA-Tapajós a partir de variáveis ambientais. 2022. 95 f. Dissertação (Mestrado em Análise Ambiental Integrada) - Instituto de Ciências Ambientais, Químicas e Farmacêuticas, Universidade Federal de São Paulo, Diadema, 2022. Disponível em: <https://repositorio.unifesp.br/items/46af948a-72a7-402a-ba6e-58a46ac4d028>.
- BELLOLI, T. F.; GUASSELLI, L. A.; KUPLICH, T.; RUIZ, L. F. C.; SIMIONI, J. P. D. Classificação Baseada em Objeto de Tipologias de Cobertura Vegetal em Área Úmida Integrando Imagens Ópticas e SAR. Revista Brasileira de Cartografia, v. 74, n. 1, p. 67–83, 2022. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/61277>.
- BLASCHKE, T.; KELLY, M.; MERSCHDORF, H. Object-Based Image Analysis: Evolution, History, State of the Art, and Future Vision. 2016. Disponível em: https://escholarship.org/content/qt8vw8n7z4/qt8vw8n7z4_noSplash_9ccea7cbe384e4a0572fc5c7b02dcc7f.pdf.
- BRAGION, Gabriel da Rocha. Melhorias na acurácia do mapeamento por NDVI. 2017. 47 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campo Mourão, 2017.
- BOTTON, Gabriela Zanoto, et al., 2021. As construções das abordagens conceituais de cidades sustentáveis e inteligentes para superar os desafios dos Objetivos do Desenvolvimento Sustentável. Desafio Online, 7(2), 21-35. Disponível em: <https://periodicos.ufms.br/index.php/deson/article/view/13072>.
- CAMPOS, Mikaele de Nascimento. Geoprocessamento aplicado a análise dos aspectos geoambientais do município de Almadina-Bahia. **Revista de Geografia (Recife)**, v. 41, n. 5, 2024
- CASTRO, Mauro Lincon Meneses de et al. Fatores que influem na sustentabilidade: um estudo dos municípios brasileiros. 2024.

CERQUEIRA, Mateus. Crescimento urbano desordenado pode aumentar efeitos negativos sobre os ecossistemas do litoral norte paulista. Agência Universitária de Notícias, 9 mar. 2023.

CESAR, C.; MELLO, S.; HORIZONTE, B. Aerofotogrametria com VANT: Aplicações no monitoramento operacional de aterros sanitários. Universidade Federal de Minas Gerais, 2020. Disponível em: <https://www.smarh.eng.ufmg.br/defesas/1365M.PDF>.

CHAZDON, R.L., et al. When is a forest a forest? Forest concepts and definitions in the era of forest and landscape restoration. **Ambio**, v. 45, p. 538–550, 2016.

CHELOTTI, Giancarlo Brugnara. Mapeamento de uso do solo da bacia hidrográfica do Alto Descoberto, no Distrito Federal, por meio de classificação orientada a objetos com base em imagem do satélite Landsat 8 e softwares livres. *Revista Brasileira de Geomática*, v. 5, n. 2, p. 172-185, 2017

CRESPO, L. M.; SILVA, A. R.; PEREIRA, R. M. "Efeitos da urbanização sobre a biodiversidade e os serviços ecossistêmicos: uma revisão." *Revista Brasileira de Ecologia*, v. 28, n. 3, p. 215-225, 2023.

DE CONTO, Danrlei et al. Comparação entre abordagens orientada a objetos geográficos e pixel a pixel para classificação supervisionada de imagens MSI/Sentinel-2: Comparison between approaches to geographic objects and per pixel for supervised classification of MSI/Sentinel-2 imagery. **Revista de Geociências do Nordeste**, v. 10, n. 1, p. 426-440, 2024.

FARIA, Maria do Carmo Carvalho. Apucarana - Processo de Ocupação e Colonização. VII Congresso Internacional de História, 2015. Disponível em: Doi: 10.4025/7cih.pphuem.1430.

FENG, C.; ZHANG, W.; DENG, H.; DONG, L.; ZHANG, H.; TANG, L.; ZHENG, Y.; ZHAO, Z. A Combination of OBIA and Random Forest Based on Visible UAV Remote Sensing for Accurately Extracted Information about Weeds in Areas with Different Weed Densities in Farmland. **Remote Sens.**, 2023, v. 15, p. 4696. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/15/19/4696>.

FIGUEIREDO, Marcelo Machado de. O impacto dos princípios ambientais, sociais e governamentais na realização do direito fundamental à habitação e na promoção de um meio ambiente ecologicamente equilibrado: um estudo de caso da BSPAR Incorporações. 2024. Dissertação (Mestrado Acadêmico em Direito) – Centro Universitário Christus, Fortaleza, 2024.

FONSECA, Charles et al. Expansão urbana e o fornecimento de serviços ecossistêmicos em Nova Serrana, Minas Gerais, Brasil. *Geografares*, n. 38, 2024.

FREITAS CARVALHO, D. C.; DA COSTA, A. M.; VIANA, J. H. M. Alterações de uso e cobertura da terra na bacia hidrográfica do Rio Gualaxo do Norte - MG: 2008 a 2018. **Caminhos de Geografia**, Uberlândia, v. 21, n. 76, p. 57–71, 2020. DOI: 10.14393/RCG217647909. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/caminhosdegeografia/article/view/47909>.

GOMES, Natalia Costa. Fatores explicativos do ranking de competitividade de municípios brasileiros: uma análise do indicador do Centro de Liderança Pública (CLP) do ano de 2022. 2023. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

INÁCIO, Gabriel de Oliveira. Mapeamento do uso e cobertura do solo utilizando imagens WPM/CBERS-4A, MSI/SENTINEL-2 e OLI/LANDSAT-8 para o município de Seropédica, RJ. Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, 2022. Disponível em: <https://rima.ufrj.br/jspui/bitstream/20.500.14407/5767/1/Gabriel%20de%20Oliveira%20Inacio.pdf>.

IAT - Instituto Água e Terra. Relatório Anual de Monitoramento dos Recursos Hídricos do Paraná. Curitiba, 2020.

KALISK, A. D.; FERRER, T. R.; LAHM, R. A. Análise temporal do uso do solo através de ferramentas de geoprocessamento - estudo de caso: município de Butiá/RS, 2016.

KIERKEGAARD, Søren. Journals and Papers. Princeton: Princeton University Press, 1967.

LUCIANO, Ana Cláudia dos Santos; FIORIO, Peterson Ricardo. Apontamentos de aula: Classificação de imagens. Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, 2022. Disponível em: https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/7862870/mod_resource/content/0/Classificacao_Apontamento_Aula.pdf.

LUIZ, A.; DE MOURA, C.; DE FÁTIMA GOMES, G.; BENTES, D.; SANTOS, D.; BARROS, D. S.; CRISTINA, I.; MARTINS, T. Mapeamento do uso e cobertura do solo de uma propriedade rural em Santarém-PA. Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia CONTECC, 2017. Belém - PA. Disponível em: https://www.confea.org.br/sites/default/files/antigos/contecc2017/agronomia/87_mduecds.pdf.

MASTELLA, A. F.; VIEIRA, C. A. Acurácia temática para classificação de imagens utilizando abordagens por pixel e por objetos. Revista Brasileira de Cartografia, v. 70, n. 5, p. 1618-1643, 2018.

MENESES, Paulo Roberto, et al. Introdução ao processamento de imagens de sensoriamento remoto. Universidade de Brasília, Brasília - DF, 2012. Disponível em: https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/5550408/mod_resource/content/3/Livro-SensoriamentoRemoto.pdf.

MOUNTRAKIS, G.; IM, J.; OGOLE, C. Support vector machines in remote sensing: A review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 66, n. 3, p. 247-259, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.11.001>.

NASCIMENTO, Ana Juvelina da Silva; DENADAI, Marcelo Scantamburlo. Geoprocessamento e o uso de drone. Tekhne e Logos, Botucatu, SP, v.13, n.3, dez. 2022. Disponível em: <http://www.revista.fatecbt.edu.br/index.php/tl/article/view/825/484>.

NUNES, Flávia Carrijo. Aspectos práticos socioambientais de desenvolvimento sustentável e suas aplicações globais. 2024. 129 f. Tese (Doutorado em Ciências Sociais) - Faculdade de Filosofia e Ciências, Universidade Estadual Paulista (Unesp), Marília, 2024.

OLIVEIRA, João Francisco Ribeiro. As políticas sociais como fator de crescimento e desenvolvimento económico: análise comparativa da Europa e dos Estados Unidos da América. 2021. Dissertação de Mestrado. Universidade do Minho (Portugal).

PANDYA, Sharnil, et al. Federated learning for smart cities: A comprehensive survey. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, v. 55, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.seta.2022.102987>. ISSN 2213-1388.

PASCOAL, N. C. DE C. B., et al. MAPEAMENTO CONCEITO DE SMART CITIES. *Encontro Internacional de Gestão, Desenvolvimento e Inovação (EIGEDIN)*, v. 6, n. 1, 12 nov. 2022.

PEREIRA, Felipe Julião et al. Crescimento urbano, impactos ambientais e percepção ambiental na sub-bacia do rio Tibiri, Santa Tita-Paraíba. 2023.

Planet Team (2022). Planet Application Program Interface: In Space for Life on Earth. San Francisco, CA. <https://api.planet.com>.

PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. Sensoriamento Remoto no Estudo da Vegetação. São José dos Campos/SP: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE, 2023.

PRADO, Gisele; DE CARVALHO, Thiago Morato. RELAÇÃO ENTRE PAISAGEM E USO E COBERTURA DA TERRA, UMA ABORDAGEM PARA O ESTADO DE RORAIMA. *Espaço em Revista*, v. 26, n. 1, p. 55-78, 2024.

REGO, Renato Leão; MENEGUETTI, Karin Schwabe. O território e a paisagem: a formação da rede de cidades no Norte do Paraná e a construção da forma urbana. **Paisagem Ambiente: ensaios**, n. 25, São Paulo, p. 37 - 54, 2008. Disponível em: <https://www.revistas.usp.br/paam/article/download/40258/43124>.

RESOLUÇÃO CONAMA Nº 357, DE 17 DE MARÇO DE 2005. Dispõe sobre a classificação dos corpos de água e diretrizes ambientais para o seu enquadramento, bem como estabelece as condições e padrões de lançamento de efluentes. *Diário Oficial da União*, Brasília, DF, 18 mar. 2005. Disponível em: https://www.icmbio.gov.br/cepsul/images/stories/legislacao/Resolucao/2005/res_conama_357_2005_classificacao_corpos_agua_rtfeda_altrd_res_393_2007_397_2008_410_2009_430_2011.pdf.

RUDORFF, Bernardo Friedrich Theodor, et al. Imagens de satélites de sensoriamento remoto no Brasil. 2º Simpósio de Geotecnologias no Pantanal, Corumbá, 7-11 nov. 2009, Embrapa Informática Agropecuária/INPE. Disponível em: <http://mtc-m12.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/11.26.18.51/doc/76835.pdf>.

SANTOS, A. R. dos. Desenvolvimento de um sistema para extração de feições lineares. 2009. 170 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2009. Disponível em: <https://urlib.net/8JMKD3MGP8W/38GJS85>.

SANTOS, Priscilla Macêdo. Smart city e capitalismo de vigilância: desdobramentos do controle social a partir do extrativismo de dados. 2022. Dissertação (Mestrado em Ciências

Criminais) – Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2022. Disponível em: <https://tede2.pucrs.br/tede2/handle/tede/11059>.

SERRA, Leonardo Azevedo et al. Análise espaço-temporal das áreas de influência do terminal portuário do Itaqui, São Luís-MA: estudo de caso acerca dos sistemas hídricos e das áreas de preservação permanente. 2024.

SILVA, José Francisco; CARVALHO, Marcela Maria Borges de. Agricultura digital: tecnologias, práticas e inovação. Brasília: Embrapa, 2023.

SILVA, S. H. G.; OLIVEIRA, A. S. G. Aplicação da metodologia OBIA na classificação de imagens de satélite para mapeamento de áreas urbanas. Universidade Federal de Pernambuco, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/bitstream/123456789/43211/1/TCC%20-%20Suellen%20Henrique%20Gomes%20da%20Silva.pdf>.

DE SOUZA, Josiane Aparecida Cardoso et al. ANÁLISE DE MEDIDAS DE ACURÁCIA EM PROCESSOS DE CLASSIFICAÇÃO BASEADAS NA MATRIZ DE CONFUSÃO. 2019.

SOUZA, J. P. L. Um estudo sobre a aplicação de técnicas de sensoriamento remoto na análise da ocupação urbana e seus impactos ambientais: um estudo de caso em Uberlândia-MG. 2019. 78 f. Dissertação (Mestrado em Análise Ambiental) – Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2019. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/23714/1/UmEstudoSobre.pdf>.

SOUSA, Antônio Gilson de Lima. Geotecnologias para análise forense: estudo de caso de deslizamento de terra na rodovia federal BR-230. 2023.

STEFANI, S. R.; CORREA, K. F. .; PROCIDONIO , A. L. B. . Cidades Sustentáveis: uma análise bibliométrica nacional e internacional. Revista Competitividade e Sustentabilidade, [S. l.], v. 9, n. 2, p. 41–59, 2022. DOI: 10.48075/comsus.v9i2.29446. Disponível em: <https://saber.unioeste.br/index.php/comsus/article/view/29446>.

TERRA, R. de M. A. Metodologia OBIA (Object-Based Image Analysis) para o mapeamento de áreas degradadas em florestas tropicais. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, 2019. Disponível em: <https://mtc-m21.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/mtc-m21/2020/09.15.16.48/doc/publicacao.pdf>.

TRINDADE, F. A. de O. Uso e cobertura do solo: uma abordagem para a classificação de imagens de sensoriamento remoto utilizando a metodologia OBIA. 2016. 89 f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Presidente Prudente, 2016. Disponível em: https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/144994/trindade_fao_me_prud.pdf?sequence=3&isAllowed=y.

VERDE, J. H. Urbanização e Expansão Urbana em Apucarana-PR. Revista Brasileira de Geografia*, 2018, v. 62, n. 2, p. 234-253. Disponível em: <http://www.rbg.org.br/index.php/rbg/article/view/1304>