

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

FACULDADE DE ENGENHARIA

CÂMPUS DE ILHA SOLTEIRA

KAWAN FIGUEIRAS ALVES

**ANÁLISE ENTRE CLASSIFICADORES APLICADOS À DIFERENTES
IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO, COM ÊNFASE NO MAPEAMENTO
DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO NOROESTE PAULISTA**

Ilha Solteira – SP

2025

FACULDADE DE ENGENHARIA – CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

CURSO DE ENGENHARIA CIVIL

KAWAN FIGUEIRAS ALVES

**ANÁLISE ENTRE CLASSIFICADORES APLICADOS À DIFERENTES
IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO, COM ÊNFASE NO MAPEAMENTO
DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO NOROESTE PAULISTA**

*Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à
Faculdade de Engenharia Campus de Ilha Solteira
– UNESP como parte dos requisitos para obtenção
do título de Engenheiro Civil.*

Orientador: Prof. Dr. César Gustavo da Rocha Lima.

Ilha Solteira – SP

2025

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

A474a Alves, Kawan Figueiras.
Análise entre classificadores aplicados à diferentes imagens de
sensoriamento remoto, com ênfase no mapeamento de uso e ocupação do solo
no noroeste paulista / Kawan Figueiras Alves. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2025
85 f. : il.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Civil) -
Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira,
2025

Orientador: César Gustavo da Rocha Lima

Inclui bibliografia

1. Sensoriamento remoto. 2. Classificação supervisionada. 3. Uso e ocupação
do solo. 4. Spring. 5. Satélites.

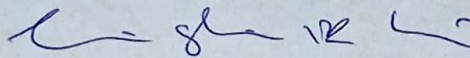
FOLHA DE APROVAÇÃO

Aluno: KAWAN FIGUEIRAS ALVES

Título: **ANÁLISE ENTRE CLASSIFICADORES APLICADOS À DIFERENTES IMAGENS DE SENSORIAMENTO REMOTO, COM ÊNFASE NO MAPEAMENTO DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO NO NOROESTE PAULISTA**

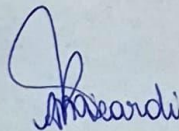
Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) apresentado como parte dos requisitos para obtenção do grau de Engenheiro Civil, junto ao Curso de Graduação em Engenharia Civil, da Faculdade de Engenharia da Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Campus de Ilha Solteira

COMISSÃO EXAMINADORA



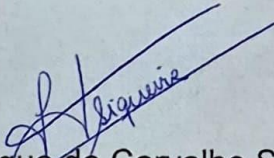
Prof. Dr. César Gustavo da Rocha Lima

FEIS/UNESP – Campus de Ilha Solteira (Orientador)



M.a. Amanda de Moraes Ricardi

PPGEC (FEIS/UNESP)



M.e. Henrique de Carvalho Siqueira

PPGEC (FEIS/UNESP)

Ilha Solteira

25/06/2025

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo analisar e comparar o desempenho entre os métodos de classificação supervisionada de Máxima Verossimilhança (Maxver ICM) e da distância de Bhattacharyya, aplicados a imagens de sensoriamento remoto de diferentes satélites (CBERS-4A, LANDSAT-9 e SENTINEL-2A), com foco na geração de mapas de uso e ocupação do solo típicos de áreas características em municípios de médio e pequeno porte do Noroeste Paulista, mais especificamente no entorno do município de Votuporanga. A metodologia consistiu na aplicação dos classificadores em imagens pré-processadas, na análise visual, auxiliada do uso da ferramenta de acoplamento do software SPRING, e no cruzamento de informações das áreas classificadas. Os resultados demonstraram que o desempenho dos métodos está fortemente relacionado ao tamanho da área classificada, à resolução espacial das imagens e às características de cada algoritmo. O classificador Maxver-ICM obteve melhores resultados na representação de detalhes pontuais, enquanto o Bhattacharyya apresentou maior homogeneidade e coerência espacial. A combinação considerada mais representativa da realidade para a área de estudo foi a do classificador de Bhattacharyya com a imagem do satélite SENTINEL-2A.

Palavras-chave: Sensoriamento remoto. Classificação supervisionada. Uso e ocupação do solo. SPRING. Satélites.

ABSTRACT

The aim of this study is to analyze and compare the performance of the supervised classification methods of Maximum Likelihood (Maxver ICM) and Bhattacharyya distance, applied to remote sensing images from different satellites (CBERS-4A, LANDSAT-9 and SENTINEL-2A), with a focus on generating maps of land use and occupation typical of characteristic areas in medium and small municipalities in the Northwest of São Paulo, specifically around the municipality of Votuporanga. The methodology consisted of applying the classifiers to pre-processed images, visual analysis, aided by the use of the SPRING software coupling tool, and cross-referencing information from the classified areas. The results showed that the performance of the methods are strongly related to the size of the classified area, the spatial resolution of the images and the characteristics of each algorithm. The Maxver-ICM classifier achieved better results in representing point details, while Bhattacharyya showed greater homogeneity and spatial coherence. The combination considered most representative of reality for the study area was that of the Bhattacharyya classifier with the SENTINEL-2A satellite image.

Keywords: Remote sensing. Supervised classification. Land use and land cover. SPRING. Satellites.

Lista de Figuras

Figura 1	– Estrutura Geral de Sistemas de Informação Geográfica.....	8
Figura 2	– Esquema da distribuição de frequência de pixels entre duas classes imaginárias para enfatizar o limite de aceitação.....	16
Figura 3	– Carta de georreferenciamento do município de Votuporanga....	19
Figura 4	– Imagem composta para o satélite LANDSAT-9.....	23
Figura 5	– Imagem composta para o satélite CBERS-4A.....	23
Figura 6	– Imagem composta para o satélite SENTINEL-2A.....	24
Figura 7	– Imagem segmentada para o satélite LANDSAT-9.....	26
Figura 8	– Imagem segmentada para o satélite CBERS-4A.....	27
Figura 9	– Imagem segmentada para o satélite SENTINEL-2A.....	27
Figura 10	– Divisão de quadrantes para imagens temáticas.....	29
Figura 11	– Exemplo de aplicação da ferramenta “acoplar” à imagem composta do SENTINEL-2A e à imagem temática de classificação.....	30
Figura 12	– Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador de Maxver-ICM para o satélite LANDSAT-9.....	32
Figura 13	– Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador de Maxver-ICM para o satélite CBERS-4A.....	33
Figura 14	– Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador de Maxver-ICM para o satélite SENTINEL-2A.....	34
Figura 15	– Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador da distância de Bhattacharyya para o satélite LANDSAT-9.....	36
Figura 16	– Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador da distância de Bhattacharyya para o satélite CBERS-4A.....	37
Figura 17	– Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador da distância de Bhattacharyya para o satélite SENTINEL-2A.....	38
Figura 18	– Imagem do LANDSAT-9 segmentada por quadrantes.....	39
Figura 19	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (pixel, LANDSAT-9).....	40
Figura 20	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (pixel, LANDSAT-9).....	41
Figura 21	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (pixel, LANDSAT-9).....	42
Figura 22	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (pixel, LANDSAT-9).....	43
Figura 23	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (regiões, LANDSAT-9).....	44

Figura 24	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (regiões, LANDSAT-9).....	45
Figura 25	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (regiões, LANDSAT-9).....	46
Figura 26	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (regiões, LANDSAT-9).....	47
Figura 27	– Imagem do CBERS-4A segmentada por quadrantes.....	48
Figura 28	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (pixel, CBERS-4A).....	49
Figura 29	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (pixel, CBERS-4A).....	50
Figura 30	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (pixel, CBERS-4A).....	51
Figura 31	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (pixel, CBERS-4A).....	52
Figura 32	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (regiões, CBERS-4A).....	53
Figura 33	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (regiões, CBERS-4A)	54
Figura 34	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (regiões, CBERS-4A)	55
Figura 35	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (regiões, CBERS-4A)	56
Figura 36	– Imagem do SENTINEL-2A segmentada por quadrantes.....	57
Figura 37	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (pixel, SENTINEL-2A).....	58
Figura 38	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)	59
Figura 39	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)	60
Figura 40	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)	61
Figura 41	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (regiões SENTINEL-2A)	62
Figura 42	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (regiões, SENTINEL-2A)	63
Figura 43	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (regiões, SENTINEL-2A)	64
Figura 44	– Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (regiões, SENTINEL-2A)	65

GLOSSÁRIO

AEB	Agência Espacial Brasileira
CBERS	<i>China–Brazil Earth Resources Satellite</i> (Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres)
DIOTG	Divisão de Observação da Terra e Geoinformática
DPI	Divisão de Processamento de Imagens
EROS	<i>Earth Resources Observation Satellite Program</i> (Programa de Observação de Recursos Terrestres)
ESA	<i>European Space Agency</i> (Agência Espacial Europeia)
GIS	<i>Geographic Information System</i> (Sistema de Informações Geográficas)
GMES	<i>Global Monitoring for Environment and Security</i> (Monitoramento Global do Meio Ambiente e da Segurança)
ICM	<i>Iterated Conditional Modes</i> (Modos Condicionais Iterativos)
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IR-MSS	<i>InfraRed - Multispectral Scanner</i> (Sensor Multiespectral Infravermelho)
ISOSEG	Isolamento e Segmentação
LANDSAT	<i>Land Satellite</i> (Satélite Terrestre)
ML	<i>Maximum Likelihood</i> (Máxima Verossimilhança)
MSI	<i>Multispectral Instrument</i> (Instrumento Multiespectral)
MUX	Câmera Multiespectral Regular
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i> (Administração Nacional da Aeronáutica e Espaço)
OLI	<i>Operational Land Imager</i> (Sensor Operacional de Imagem Terrestre)
RGB	<i>Red, Green, Blue</i> (Vermelho, Verde, Azul)
SIG	Sistema de Informações Geográficas
SPRING	Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas
TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i> (Sensor Infravermelho Termal)
URSS	União das Repúblicas Socialistas Soviéticas
USGS	<i>United States Geological Survey</i> (Serviço Geológico dos Estados Unidos)
UTM	<i>Universal Transverse Mercator</i> (Mercator Transversal Universal)
WPM	<i>Wide-Field Multispectral Camera</i> (Câmera Multiespectral de Ampla Varredura)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	4
2	OBJETIVOS	5
2.1	OBJETIVO GERAL	5
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	5
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	6
3.1	ESTUDO DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	6
3.2	SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS (SIGS)	7
3.3	SENSORIAMENTO REMOTO E PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	9
3.4	SATÉLITES UTILIZADOS PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS	11
3.4.1	CBERS (China–Brazil Earth Resources Satellite)	12
3.4.2	LANDSAT (Land Satellite)	12
3.4.3	SENTINEL (Copernicus Programme)	13
3.5	CLASSIFICADORES DE IMAGEM	14
3.5.1	Métodos Classificadores por Pixel de Máxima Verossimilhança	14
3.5.2	Método Classificador por Regiões de Bhattacharyya	16
3.6	ESTUDOS SEMELHANTES	17
4	MATERIAIS E MÉTODOS	19
4.1	DELIMITAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO	19
4.2	AQUISIÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS	20
4.3	CLASSIFICAÇÃO PELOS MÉTODOS SUPERVISIONADOS	22
4.3.1	Classificação por Método de Máxima Verossimilhança	26
4.3.2	Classificação por Método de Bhattacharyya	27
4.4	GERAÇÃO DE PRODUTOS CARTOGRÁFICOS	29
4.5	METODOLOGIA DE ANÁLISE	29
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	32
5.1	CARTAS DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO	32

5.1.1	Cartas Classificadas por Pixel	32
5.1.2	Cartas Classificadas por Região	36
5.2	ANÁLISE SEGMENTADA POR SATÉLITE	40
5.2.1	LANDSAT-9	40
5.2.2	CBERS-4A.....	49
5.2.3	SENTINEL-2A.....	59
5.3	ANÁLISE SEGMENTADA POR MÉTODO CLASSIFICADOR.....	69
5.3.1	Método de Maxver-ICM	69
5.3.2	Método de Bhattacharyya.....	70
6	CONCLUSÃO.....	73
	REFERÊNCIAS.....	74

1 INTRODUÇÃO

Como afirma Rosa (2007), o estudo do uso e ocupação do solo busca compreender a atividade antrópica e a vegetação natural em diferentes regiões. Para isso, utilizam-se Sistemas de Informações Geográficas (SIG), definidos para Clark (1986) como ferramentas computacionais para captura, armazenamento e análise de dados espaciais, possibilitando a geração de mapas temáticos por meio de camadas e algoritmos de classificação (Cowen, 1990).

Para Crósta (1999), o processamento digital de imagens é essencial para extrair informações de sensoriamento remoto, superando limitações provenientes do sistema visual humano e aquisição de dados. Entre os algoritmos utilizados, destacam-se os classificadores supervisionados de Máxima Verossimilhança (Maxver e Maxver ICM) e distância de Bhattacharya, que estimam probabilidades e funções densidade para categorizar pixels em classes pré-definidas (Richards, 2013; Moreira, 2001).

O avanço dos satélites de sensoriamento remoto, a partir da década de 1970, intensificou o uso desses métodos (Rudorff, 2002). Dentre os satélites mais relevantes, destacam-se a série CBERS, fruto de uma parceria entre Brasil e China, iniciada em 1999 (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, 2024), a série Landsat, operada pelos órgãos espaciais norte-americanos desde 1972 (*National Aeronautics and Space Administration* - NASA, 2025), e a série Sentinel, do Programa Copernicus, iniciado em 2014 (*European Space Agency* - ESA, 2025). Esses satélites fornecem imagens multiespectrais obtidas por sistemas imageadores com diferentes tipos de sensores, capazes de fornecer imagens de alta resolução espectral e baixa resolução espacial (Moreira, 2001).

Neste contexto, este estudo tem como objetivo analisar dados de sensoriamento remoto para a geração de mapas de uso e ocupação do solo, utilizando diferentes combinações de algoritmos e imageamentos, em uma região periurbana do noroeste do estado de São Paulo, nas proximidades do município de Votuporanga.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GERAL

Analisar o desempenho na classificação supervisionada de uso e ocupação do solo pelos algoritmos classificadores de Máxima Verossimilhança (ICM) e da distância de Bhattacharyya aplicados a imagens de sensoriamento remoto dos satélites CBERS-4A, LANDSAT-9 e SENTINEL-2A para uma área representativa do Noroeste Paulista, referente a região periurbana do município de Votuporanga.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Produzir e avaliar visualmente os resultados temáticos gerados nas cartas de uso e ocupação do solo;
- b) Analisar variações nas áreas temáticas de classificação quanto aos parâmetros de satisfatoriedade estabelecidos;
- c) Determinar qual combinação de método classificador e satélite que resultou na classificação mais satisfatória quando comparada com a realidade.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1 ESTUDO DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

O solo é um componente natural da superfície terrestre cujas características são determinadas pela interação entre diversos fatores ambientais, como o clima, os organismos vivos, o material geológico de origem e o relevo, ao longo do tempo. Esse processo resulta na formação de diferentes horizontes, que influenciam diretamente suas propriedades físicas, químicas e biológicas. Dessa forma, o solo pode ser considerado um sistema dinâmico, cuja evolução está intimamente ligada às condições ambientais e ao tempo de exposição a esses agentes (Moreira, 2001)

Ainda, o solo é uma estrutura composta por materiais minerais e orgânicos, essenciais para o crescimento das plantas, e que, as consequências do uso inadequado do solo têm motivado estudos para o desenvolvimento de estratégias mais eficientes para a conservação e o uso sustentável dos recursos naturais (Moreira, 2001).

Nesse contexto, o estudo do uso e ocupação do solo, como afirma Rosa (2007), tem como finalidade principal a obtenção de um conhecimento abrangente sobre as atividades antrópicas desenvolvidas em determinada região, bem como a caracterização detalhada das diferentes formações vegetais que recobrem o solo e sua distribuição espacial. Esse tipo de análise é essencial para compreender as dinâmicas ambientais, os impactos da ação humana sobre os ecossistemas e a relação entre os diferentes tipos de cobertura vegetal e os processos físicos e socioeconômicos que atuam sobre o território.

O mapeamento das classes de uso e cobertura do solo, muitas vezes realizadas por meio de Sistemas de Informações Geográficas (SIGs), é amplamente reconhecido como um instrumento essencial para a compreensão das rápidas mudanças na paisagem. Dessa forma, esse instrumento fornece subsídios para a implementação de práticas conservacionistas e estratégias de manejo adequadas, promovendo um desenvolvimento sustentável para a área estudada (Santos; Santos, 2010).

3.2 SISTEMAS DE INFORMAÇÕES GEOGRÁFICAS (SIGS)

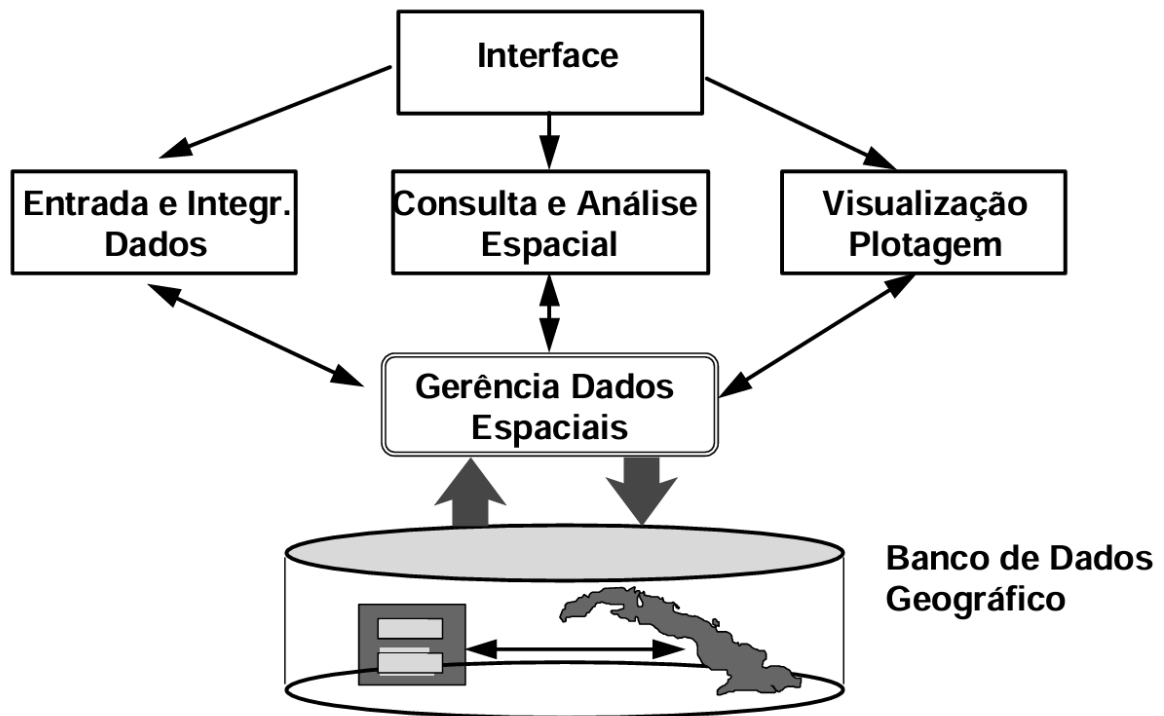
Dentre as metodologias para estudo de uso e ocupação, têm-se o emprego dos Sistemas de Informações Geográficas (SIG), definido por Clark (1986), como sistemas computadorizados para a captura, armazenamento, recuperação, análise e demonstração de dados espaciais.

Em uma análise mais profunda, Câmara, Davis e Monteiro (2001) interpretam o SIG como ferramentas computacionais voltadas para o processamento e a análise de dados geográficos, permitindo a recuperação de informações não apenas com base em atributos alfanuméricos, mas também por meio de sua localização espacial. Esses sistemas oferecem suporte a diversas áreas do conhecimento, como planejamento urbano, engenharia e gestão ambiental, proporcionando uma visão integrada do ambiente de trabalho ao interrelacionar dados a partir de um referencial geográfico comum (Carvalho *et al.*, 2019)

Para viabilizar essa funcionalidade, é essencial que a geometria e os atributos dos dados em um SIG estejam georreferenciados, ou seja, posicionados na superfície terrestre conforme um sistema de coordenadas e representados por meio de projeções cartográficas. De maneira geral, um SIG é composto por diferentes elementos que atuam de forma interdependente, entre eles a interface com o usuário, os mecanismos de entrada e integração de dados, ferramentas para consulta e análise espacial, funcionalidades de visualização e representação gráfica, além de um sistema de gerenciamento de banco de dados geográficos (Câmara; Davis; Monteiro, 2001).

Em um contexto generalizado, Câmara; Davis e Monteiro (2001) afirmam que o SIG deve possuir ferramentas para a edição, análise e visualização de dados espaciais. Já em contexto especializado, o sistema de gerenciamento deve garantir o armazenamento e a recuperação das informações espaciais e seus atributos de maneira eficiente. A seguir, ilustra-se, na Figura 1, o relacionamento entre os principais componentes e subsistemas de um SIG.

Figura 1 – Estrutura Geral de Sistemas de Informação Geográfica



Fonte - CÂMARA, G.; DAVIS, C. e MONTEIRO, A. (2001).

O Sistema de Informações Geográficas escolhido para a realização deste trabalho trata-se do SPRING (Sistema para Processamento de Informações Georreferenciadas), desenvolvido pela Divisão de Processamento de Imagens (DPI), atual Divisão de Observação da Terra e Geoinformática (DIOTG). A motivação inicial para a criação do SPRING foi integrar as tecnologias de Sensoriamento Remoto e SIG para fornecer ao usuário um ambiente interativo para visualizar, manipular e editar dados geográficos. (Câmara *et al.*, 1992).

Como destacam Câmara *et al.* (1996), o SPRING trabalha em um ambiente cliente-servidor e presta suporte a um grande banco de dados geográficos sem limitar-se ao recorte de projeções cartográficas, provendo uma interface que relaciona menus de comando e uma linguagem de consulta e manipulação espacial. Uma de suas principais características é a integração entre dados raster e vetoriais, permitindo que diferentes representações espaciais estejam associadas a um mesmo plano de informação, o que facilita a análise integrada e a geração de mapas temáticos complexos.

Conceitualmente, Cowen (1990) afirma que o processo de digitalização de mapas é o exercício da transferência das entidades geográficas da terra em modelos de leitura computacional que, quando combinadas por um grupo de cores e contornos distintos, geram um produto final gráfico, como um mapa.

Neste contexto, o SPRING possibilita digitalização mapas conforme as necessidades do projeto, além de oferecer operações sobre imagens, como realce de contraste, segmentação, classificação supervisionada, não supervisionada e por redes neurais, dentre outras. Tornando-o uma ferramenta poderosa para o processamento digital de imagens de sensoriamento remoto. (Câmara *et al.*, 1996).

3.3 SENSORIAMENTO REMOTO E PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Segundo Moreira (2001), a percepção das cores pelo ser humano está relacionada aos estímulos processados pelo cérebro, que interpreta diferentes frequências de onda para distingui-las entre si. Dessa forma, pode-se afirmar que as cores, em si, não existem na natureza, mas sim objetos que refletem ondas de distintas frequências, gerando no cérebro a sensação visual das cores.

Mesmo sendo capaz de distinguir estas frequências e reconhecer padrões, o sistema visual não é indicado para processar o volume de informação presentes numa imagem de sensoriamento remoto. Para suprir a necessidade da análise deste volume de dados, o processamento digital de imagens busca superar essas limitações, facilitando a extração de informações nas imagens adquiridas por diferentes satélites sensoriais (Crósta, 1999).

Por este motivo, o sensoriamento remoto, segundo a pesquisa de Fussel e Rundquist (1996) pode ser definido como a aquisição de dados sem contato direto com o objeto de estudo, utilizando sensores instalados em plataformas móveis, como aeronaves ou satélites, para registrar informações das faixas ultravioleta, visível, infravermelha e de micro-ondas do espectro eletromagnético.

Neste contexto, Rudorff (2002) afirma que com a popularização dos satélites de sensoriamento remoto e os avanços tecnológicos observados nas últimas décadas, os sensores embarcados em satélites passaram a oferecer imagens com níveis de qualidade cada vez mais próximos das fotografias aéreas, consolidando-se como ferramentas essenciais para o monitoramento ambiental e planejamento territorial.

As imagens de sensoriamento remoto são estruturadas digitalmente em forma de matrizes compostas por elementos denominados pixels. Cada pixel possui uma localização definida por coordenadas bidimensionais, indicadas pelas posições “x” (coluna) e “y” (linha). Associado a essas coordenadas, há um valor numérico “z”, que, no contexto de sensores de imageamento, representa o nível de cinza correspondente à intensidade da energia eletromagnética refletida ou emitida pela superfície terrestre e captada pelo sensor remoto. Essa matriz bidimensional pode alcançar milhares de linhas e colunas, representando extensas áreas geográficas, sendo que cada pixel equivale a uma área uniforme no terreno, determinada pela resolução espacial do sensor utilizado (Crósta, 1999).

Outrossim, Crosta (1999) define que o conceito de resolução, no contexto do sensoriamento remoto, desdobra-se em três principais categorias: espacial, espectral e radiométrica. A resolução espacial refere-se à capacidade do sensor de distinguir superfícies próximas entre si na superfície terrestre, sendo maior quanto menor for a área coletada para obtenção de um valor de nível de cinza.

Já a resolução espectral, está relacionada ao número de bandas espectrais e à largura dos intervalos de comprimento de onda que o sensor é capaz de registrar. Assim, imagens multiespectrais com maior número de bandas permitem uma discriminação mais detalhada dos alvos terrestres. Ademais, a resolução radiométrica diz respeito ao número de níveis digitais disponíveis para representar a intensidade da radiação registrada, expressa em níveis de cinza; quanto maior o número de níveis, maior a capacidade de detectar variações sutis na energia refletida, proporcionando maior detalhamento nas imagens geradas (DPI/INPE, 2006).

Por fim, existe a resolução temporal, que está relacionada ao intervalo de tempo que cada satélite revisita uma mesma área, que pode favorecer análises dinâmicas sobre as transformações ocorridas ao longo de ciclos numa determinada área (Sausen, 2002).

Como afirma Rudorff (2002), atualmente, há uma variedade significativa de satélites de sensoriamento remoto em órbita, cada qual equipado com sensores que apresentam características específicas, como resoluções espaciais, espectrais, temporais e radiométricas. Um dos aspectos fundamentais dessas imagens é a forma como representam visualmente a superfície terrestre. As imagens colorizadas, por

exemplo, são geralmente produzidas por meio da combinação de três cores, vermelho, verde e azul, a partir de registros realizados em diferentes bandas espectrais.

A fidelidade de um sensor para captar detalhes espectrais de regiões com diferentes dimensões também está relacionada diretamente à sua resolução espacial, ou seja, quanto menor for a área detectável de interesse, maior será a necessidade de um sensor de alta resolução. Esse parâmetro é determinante na escolha do sensor mais adequado para aplicações específicas, como o mapeamento de uso e ocupação do solo (Rudorff, 2002).

3.4 SATÉLITES UTILIZADOS PARA AQUISIÇÃO DE IMAGENS

Tôsto *et al.* (2014) afirmam que o desenvolvimento do sensoriamento remoto orbital está intimamente ligado à evolução dos satélites artificiais. O marco inicial dessa trajetória ocorreu com o lançamento do primeiro satélite artificial da história, o Sputnik, pela então União das Repúblicas Socialistas Soviéticas (URSS), em 4 de outubro de 1957.

Desde então, a presença de satélites ao redor da Terra aumentou significativamente. A *US Space Surveillance Network* estima que mais de 13 mil objetos com mais de 10 cm de diâmetro estejam orbitando o planeta, incluindo cerca de 2.500 satélites, tanto operacionais quanto inativos, distribuídos em diferentes altitudes que variam entre 240 km e 36.200 km. Este crescimento evidencia a importância crescente das tecnologias espaciais para aplicações civis, militares e científicas, incluindo o monitoramento da superfície terrestre por meio de imagens orbitais (Tôsto *et al.* 2014)

Já no Brasil, a gestão e coordenação das atividades relacionadas a satélites estão sob responsabilidade da Agência Espacial Brasileira (AEB), órgão que supervisiona projetos e políticas nacionais voltadas ao uso do espaço (AEB, 2023). Destacam-se, nesse contexto, programas como o CBERS (Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres), que fornece imagens de sensoriamento remoto com acesso gratuito e público. Outros satélites, como série LANDSAT e SENTINEL, também disponibilizam imagens gratuitamente para fins acadêmicos, científicos e de gestão territorial.

3.4.1 CBERS (China–Brazil Earth Resources Satellite)

Segundo a AEB (2023), o programa CBERS, resultado de uma cooperação entre Brasil e China, marcou a entrada do Brasil no grupo de países com domínio da tecnologia de geração de dados primários de sensoriamento remoto. Lançado inicialmente com os satélites CBERS-1 (1999) e CBERS-2 (2003), a aplicabilidade dos equipamentos motivou a ampliação do acordo com o desenvolvimento dos satélites CBERS-2B (2007), CBERS-3 (2003), CBERS-4 (2014) e, posteriormente, o CBERS-4A (2019). As imagens geradas por esses satélites são utilizadas por instituições brasileiras para monitoramento ambiental e territorial, com aplicações relevantes no controle de desmatamentos, queimadas, uso e ocupação do solo, além de integrarem programas estratégicos como o de avaliação do desflorestamento em tempo real e o monitoramento das áreas canavieiras (INPE, 2024).

Ademais, o INPE (2024) relata que os satélites da série CBERS são equipados com diversos sensores, desenvolvidos para atender a múltiplas finalidades, cada um com características específicas que os tornam adequados a determinadas aplicações. Destacam-se a câmera MUX (Câmera Multiespectral Regular), que possui resolução espacial de 16,5 metros e opera em quatro bandas espectrais no intervalo do visível ao infravermelho próximo e o sensor WPM (Câmera Multiespectral de Ampla Varredura) a bordo do CBERS-4A. Este último tem como um de seus objetivos fornecer imagens com resolução multiespectral espacial de 8 metros (INPE, 2024). Ambas as câmeras apresentam resolução temporal de 31 dias e largura de faixa imageada de 95 km (MUX) e 92 km (WPM), sendo especialmente úteis para estudos municipais e regionais.

As aplicações desses sensores incluem o mapeamento de vegetação, uso e ocupação do solo, monitoramento ambiental, identificação de áreas agrícolas, análise de recursos hídricos, apoio a levantamentos cartográficos e geológicos, além de uso educacional (Bertão, Ricardi, Lima, 2019)

3.4.2 LANDSAT (Land Satellite)

O programa Landsat, conduzido pelo *U.S. Geological Survey* (USGS) em parceria com a NASA, tem fornecido, desde 1972, imagens contínuas da superfície terrestre com o objetivo de apoiar o manejo ambiental e a tomada de decisões sobre os recursos naturais. A iniciativa surgiu a partir do Projeto EROS (*Earth Resources*

Observation Satellite Program), anunciado em 1966, com a missão de desenvolver tecnologia espacial de observação da Terra para fins civis (USGS, 2024).

A série Landsat, inicialmente denominada *Earth Resources Technology Satellite* (ERTS), começou com o lançamento do ERTS-1 (posteriormente renomeado Landsat 1) em 1972 e seguiu com novas missões, entre elas os Landsat 2, 3, 4 e 5. Apesar da falha no lançamento do Landsat 6 em 1993, a missão foi retomada com sucesso pelos Landsat 7 (1999), Landsat 8 (2013) e Landsat 9 (2021), todos lançados a partir da base de Vandenberg - CA (USGS, 2024).

Como expõe a Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária - Embrapa (2020), os satélites da série Landsat incorporam diversos sensores que evoluíram ao longo das missões, permitindo avanços significativos no monitoramento da superfície terrestre. Destaca-se o lançamento do Landsat 8, equipado dos sensores OLI (*Operational Land Imager*) e TIRS (*Thermal Infrared Sensor*), que oferecem maior número de bandas e melhor desempenho radiométrico, permitindo que o Landsat 9 mantivesse a mesma configuração, apenas introduzindo uma versão atualizada destes sensores.

3.4.3 SENTINEL (Copernicus Programme)

Conforme descrito pela Embrapa (2020), os satélites da série Sentinel foram desenvolvidos pela Agência Espacial Europeia (ESA), em parceria com a Comissão Europeia, no âmbito do programa Copernicus, que visa fornecer dados consistentes e de alta qualidade para o monitoramento ambiental e a segurança. O programa teve início sob o nome GMES (*Global Monitoring for Environment and Security*), passando a se chamar Copernicus em 2012, e organiza seus satélites em pares, com cada par voltado a missões específicas de observação da Terra, incluindo o monitoramento da superfície terrestre, dos oceanos e da atmosfera (ESA, 2025).

O Sentinel-1A (2014) e o Sentinel-1B (2016) têm como missão principal fornecer imagens de radar para monitoramento terrestre e marítimo, independentemente das condições climáticas e luminosas. Eles são amplamente utilizados para observação de áreas afetadas por desastres naturais, vigilância marítima e gestão de recursos terrestres. O Sentinel-3A (2016) e o Sentinel-3B (2018) têm uma missão voltada à vigilância global dos oceanos e da terra, com instrumentos

que medem a cor e a temperatura da superfície, bem como altímetros para topografia oceânica (ESA; Copernicus, 2025A)

Já o Sentinel-2A (2015) e o Sentinel-2B (2017) são dedicados à observação óptica de alta resolução para monitorar o uso e cobertura do solo, a agricultura, florestas e desastres naturais, por meio de sensores MSI (*Multispectral Instrument*), sendo o Sentinel-2A o destaque utilizado para este estudo (ESA; Copernicus, 2025B).

3.5 CLASSIFICADORES DE IMAGEM

Segundo Costa (1998), o processamento digital de imagens de sensoriamento remoto envolve uma ampla gama de algoritmos que possibilitam a extração e análise de informações contidas nas imagens obtidas por sensores orbitais. Esses algoritmos são essenciais para transformar os dados brutos em produtos úteis à interpretação e ao mapeamento temático.

Entre os principais classificadores supervisionados estão o de Máxima Verossimilhança (Maxver), que considera a probabilidade estatística de um pixel pertencer a determinada classe com base na distribuição normal multivariada, e o método baseado na distância de Bhattacharyya, que leva em conta a separabilidade estatística entre as classes para determinar a região mais adequada dos pixels. Esses métodos são amplamente aplicados em estudos de uso e ocupação do solo, por sua capacidade de lidar com diferentes características espectrais presentes nas imagens (Moreira, 2001)

3.5.1 Métodos Classificadores por Pixel de Máxima Verossimilhança

O método classificador de Máxima Verossimilhança (Maxver), ou *Maximum Likelihood* (ML), conforme apresentado por Richards (2013), é uma técnica estatística de classificação supervisionada amplamente utilizada na análise digital de imagens de sensoriamento remoto. Este método parte da premissa de que os dados espectrais de cada classe de cobertura do solo seguem uma distribuição normal multivariada, ou seja, os valores dos pixels em cada banda espectral podem ser modelados estatisticamente por uma função de densidade de probabilidade gaussiana.

O algoritmo de Maxver utiliza as estatísticas derivadas das amostras de treinamento, como a média espectral e a matriz de covariância para cada classe, para calcular a probabilidade de um pixel pertencer a uma determinada classe. Essas

probabilidades são obtidas por meio da função de verossimilhança, que considera a distância estatística entre o pixel e o centroide da classe, ponderada pela variabilidade interna dessa classe (Richards, 2013).

Esos parâmetros são estimados com base no conjunto de amostras de treinamento disponíveis para cada classe, e o desempenho pode ser otimizado por meio da consideração da correlação espacial entre pixels vizinhos. A classificação final de cada pixel é atribuída à classe para a qual apresenta a maior probabilidade condicional de pertencimento, considerando fronteiras que assumem a forma de superfícies quadráticas, como elipsoides, no espaço das variáveis espectrais (Erbert, 2001).

No entanto, como ressalta Richards (2013), a precisão do método depende da qualidade das amostras de treinamento e da validade da suposição de normalidade das distribuições. Ciente desta limitação, Moreira (2001) destaca que, mesmo com uma coleta amostral cuidadosa, a semelhança espectral entre diferentes classes pode resultar na sobreposição de suas distribuições de frequência, gerando ambiguidade na decisão do método classificador. Para superar esta ambiguidade e sobreposição de suas distribuições de frequência, adota-se um limite de aceitação, ilustrado na Figura 2.

Figura 2 – Esquema da distribuição de frequência de pixels entre duas classes imaginárias para enfatizar o limite de aceitação



Fonte – Fundamentos do sensoriamento e metodologias de aplicação (2001).

Diante da situação de ambiguidade amostral, o Moreira (2001) expõe duas abordagens para mitigar os erros de confusão. A primeira consiste em realizar uma

análise detalhada das amostras de determinada classe em relação às demais, eliminando aquelas que apresentem maior probabilidade de sobreposição espectral. Persistindo o problema, é possível recorrer ao ajuste do limiar de aceitação do classificador, isto é, modificar os limites de aceitação para tornar o processo classificatório mais criterioso.

Adicionalmente, ferramentas de pós-classificação, como as disponíveis no software SPRING, podem ser aplicadas para suavizar o resultado e aumentar a coerência espacial dos mapas temáticos gerados (Câmara *et al.*, 1996)

3.5.1.1 Máxima Verossimilhança ICM (*Iterated Conditional Modes*)

O classificador Maxver-ICM constitui um aprimoramento do método tradicional de Máxima Verossimilhança (Maxver) ao incorporar a modelagem contextual baseada em Modos Condicionais Iterativos (ICM). Enquanto o Maxver realiza a classificação de cada pixel de forma independente, assumindo uma distribuição estatística multivariada normal das classes, o Maxver ICM considera também a influência dos pixels vizinhos imediatos para reclassificar iterativamente os valores, promovendo uma maior coerência espacial e redução de ruídos (Li, 2009).

Esse processo é adotado para minimizar o efeito "sal e pimenta", comum em classificações puramente espectrais, e garantir a continuidade das feições mapeadas (Foody, 2002). Segundo Câmara *et al.* (1996), o SPRING disponibiliza esse classificador como uma ferramenta para refinar resultados de classificação supervisionada, especialmente em áreas com alta fragmentação espacial, permitindo a geração de mapas temáticos com melhor qualidade visual e cartográfica.

3.5.2 Método Classificador por Regiões de Bhattacharyya

Conforme explicado por Moreira (2001), O método baseado na distância de Bhattacharyya apresenta-se como uma alternativa para a discriminação de classes espectralmente semelhantes. Este algoritmo utiliza amostras de treinamento previamente delimitadas por regiões para estimar a função densidade de probabilidade de cada classe. A partir dessas estimativas, o algoritmo calcula a distância de Bhattacharyya entre as distribuições das diferentes classes e aplica esse cálculo às regiões da imagem. A classificação ocorre atribuindo cada região à classe cuja distribuição de probabilidade apresenta menor distância em relação aos valores espectrais observados.

A distância de Bhattacharyya é, portanto, uma medida estatística que avalia o grau de separabilidade entre dois conjuntos de dados, sendo especialmente adequada para distinguir classes com comportamentos espectrais próximos. Segundo Jensen (1996), o algoritmo opera medindo essa separabilidade entre cada classe e determinando, para cada região, a qual classe o conjunto de pixels pertence com base na menor distância estatística. Esse processo permite reduzir ambiguidades em áreas onde há sobreposição espectral entre as classes, contribuindo para uma classificação mais precisa e homogênea (Jensen 1996).

3.6 ESTUDOS SEMELHANTES

A crescente disponibilidade de imagens de satélite tem impulsionado o uso de classificadores automáticos para análise do uso e ocupação do solo e, conseqüentemente, a quantidade de estudos que os envolvem. Um exemplo relevante é o estudo realizado por Campos *et al.* (2016), que comparou oito classificadores supervisionados e não supervisionados em imagens LANDSAT-8, utilizando a técnica de votação por maioria simples. Dentre os classificadores, o *Maximum Likelihood* (ML) destacou-se com maior acurácia geral, especialmente para as classes de floresta e urbano, evidenciando a robustez do método em ambientes complexos.

Outro trabalho de destaque é o de Queiroz, Rodrigues e Gómez (2004), que comparou o desempenho da Máxima Verossimilhança (Maxver) e das Redes Neurais Artificiais na classificação de imagens IR-MSS do satélite CBERS-1, na região de Porto Velho-RO. A pesquisa demonstrou que as redes neurais apresentaram maior flexibilidade na aprendizagem de padrões, enquanto o classificador Maxver mostrou-se limitado em função da qualidade das amostras de treinamento e da alta dimensionalidade dos dados. O estudo reforça a importância da escolha criteriosa de classificadores com base nas características dos dados e dos objetivos do projeto.

No município de Quixeramobim-CE, o trabalho de Brasileiro *et al.* (2016) empregou o algoritmo de Máxima Verossimilhança com imagens do satélite LANDSAT-8 para mapear diferentes classes de uso do solo, como área urbana, solo exposto, pastagem, caatinga e água. Os resultados apontaram a necessidade de uma maior amostragem de campo para aprimorar a acurácia espectral das classificações.

Outro estudo relevante, desenvolvido por Oliveira e Mataveli (2013), comparou os classificadores Ioseg e Bhattacharyya para o mapeamento de cana-de-açúcar em

Barretos-SP, utilizando imagens do Landsat-5. O classificador Bhattacharyya apresentou melhor desempenho, considerado bom quando comparado ao classificador Isoseg, considerado como razoável. Os autores destacam que áreas em diferentes estágios da cultura apresentaram padrões espectrais variados, o que evidencia a importância da análise em diversas instâncias de tempo e da utilização de séries temporais de índices de vegetação para melhorar a acurácia da classificação.

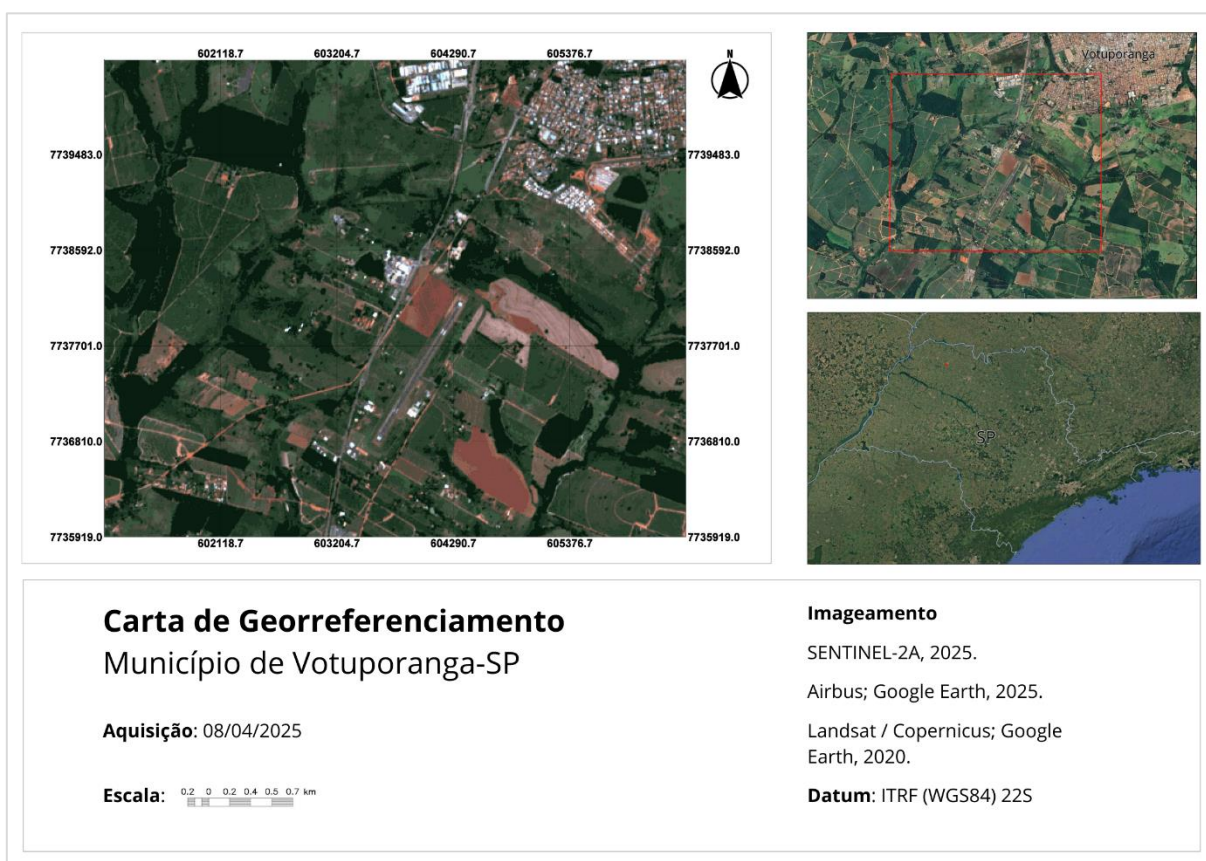
Por fim, o estudo encontrado no documento Silva *et al.* (2016) também avaliou técnicas de classificação de Maxver e Bhattacharyya em imagens de sensoriamento remoto para análise de uso da terra e cobertura vegetal. O trabalho destacou a importância das amostras de treinamento representativas e da escolha do classificador adequado ao tipo de imagem e à heterogeneidade da paisagem analisada. A análise comparativa entre classificadores evidenciou um melhor desempenho do método de Bhattacharyya para análises multitemporais.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 DELIMITAÇÃO DA ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo foi selecionada com base em critérios de representatividade da paisagem agrícola do Noroeste Paulista, mais precisamente na região periurbana do município de Votuporanga. Para sua delimitação, utilizou-se a plataforma Google Earth para estabelecer um retângulo com área de interna de aproximadamente 24,13 km² e vértices definidos pelas coordenadas geográficas: latitudes 20°25'55,37" e 20°28'21,82" Sul; longitudes 49°58'45,83" 50° 1'52,64" Oeste. Na Figura 3 está a representação georreferenciada da área de estudo adotada.

Figura 3 – Carta de georreferenciamento do município de Votuporanga



Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

O município de Votuporanga apresenta clima tropical de verões chuvosos e invernos secos. A vegetação nativa foi amplamente substituída por atividades agropecuárias, restando fragmentos de matas ciliares ao longo dos cursos d'água e agrupamentos arbóreos. O município é banhado por córregos e pelo rio São José dos Dourados, pertencente à Bacia do Turvo-Grande (Votuporanga, 2010).

Ainda, a economia rural, segundo Votuporanga (2010), é predominantemente sustentada pela agricultura familiar, que compreende a maioria das propriedades rurais. Entre as principais atividades produtivas destacam-se o cultivo de cana-de-açúcar, laranja, seringueira, milho e eucalipto, além de bovinos para produção de leite e para corte, avicultura e, em menor escala, apicultura e citricultura. As pastagens e áreas de cultivo ocupam a maior parte da área agrícola do município, destacando a pecuária extensiva e a agricultura no uso e ocupação do solo.

4.2 AQUISIÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Para garantir uniformidade temporal na análise entre os diferentes satélites e minimizar os efeitos de desenvolvimento vegetativo nas áreas de cultivo, foram selecionadas imagens de satélite capturadas exclusivamente no mês de abril de 2025, entre os dias 05 e 08. As imagens foram adquiridas a partir das plataformas oficiais dos respectivos programas espaciais de imageamento gratuito, priorizando os sensores com bandas espectrais semelhantes e resoluções espaciais diferentes. Os satélites e as características dos sensores selecionados estão descritos nos Quadros 1, 2 e 3.

Quadro 1 – Características das bandas adquiridas pelo satélite LANDSAT-9

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral (μm)	Resolução Espacial (m)
<i>Operational Land Imager (OLI)</i>	Azul (B2)	0,45 – 0,51	30
	Verde (B3)	0,52 – 0,60	
	Vermelho (B4)	0,63 – 0,68	
	Infravermelho Próximo (B5)	0,85 – 0,88	

Fonte – Adaptado de Embrapa (2020).

Quadro 2 – Características das bandas adquiridas pelo satélite CBERS-4A

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral (μm)	Resolução Espacial (m)
Câmera Multiespectral Regular (MUX)	Azul (B5)	0,45 - 0,52	16,5
	Verde (B6)	0,52 - 0,59	
	Vermelho (B7)	0,63 - 0,69	
	Infravermelho Próximo (B8)	0,77 - 0,89	

Fonte – Adaptado de INPE (2024).

Quadro 3 – Características das bandas adquiridas pelo satélite SENTINEL-2A

Sensor	Bandas Espectrais	Resolução Espectral Central (μm)	Resolução Espacial (m)
<i>Multispectral Instrument (MSI)</i>	Azul (B2)	0,493	10
	Verde (B3)	0,556	
	Vermelho (B4)	0,665	
	Infravermelho Próximo (B8)	0,842	

Fonte – Adaptado de ESA / Copernicus (2025).

Inicialmente, no *software* SPRING (versão 5.5.6), foi criado um banco de dados georreferenciado, no qual as bandas espectrais de cada satélite foram inseridas e recortadas conforme o limite espacial definido. Em seguida, verificou-se a integridade do georreferenciamento das imagens, confirmando sua correspondência espacial com a área de estudo e permitindo o início das classificações.

Para cada carta objetivada, foram compostas imagens por diferentes combinações das bandas espectrais e do sistema RGB. No caso da carta de georreferenciamento, exposta na Figura 3, utilizou-se das bandas correspondentes ao azul, verde e vermelho.

Já para as cartas de uso e ocupação do solo, visando a melhoria das coletas amostrais, utilizou-se das bandas correspondentes ao vermelho, verde e infravermelho próximo.

4.3 CLASSIFICAÇÃO PELOS MÉTODOS SUPERVISIONADOS

Primeiramente, estabeleceu-se cinco classes temáticas para serem utilizadas durante todo o processo de treinamento:

- a) Corpos d'água: áreas com acúmulo de água, como açudes e pequenas lagoas naturais;
- b) Vegetação densa: florestas plantadas, fragmentos de mata e agrupamentos arbóreos;
- c) Vegetação rasteira: formações herbáceas ou arbustivas, pastagens e culturas em estágio inicial;
- d) Solo exposto: áreas sem vegetação ou recém colhidas e estradas de terra;
- e) Área artificial: edificações, rodovias, aeroporto municipal e outras estruturas antrópicas.

Está exposto, no Quadro 4, as cores determinadas para legendar cada classe temática.

Quadro 4 – Legenda de cores por classe temática

Classes Temáticas	Cor	Legenda
Corpos d'água		Azul
Vegetação densa		Oliva parda
Vegetação rasteira		Oliva Escuro
Solo Exposto		Marrom
Área artificial		Vermelho

Fonte: Elaborado pelo próprio autor.

Em seguida, para a realização do treinamento com base nas classes temáticas estabelecidas, as imagens de satélite foram compostas e contrastadas seguindo as combinações das bandas espectrais e sistema RGB expostas no Quadro 5.

Quadro 5 – Combinação entre bandas espectrais e sistema RGB

Satélite	Bandas utilizadas	Combinações RGB
LANDSAT-9	B3, B4 e B5	B3 (B), B4 (G) e B5 (R)
CBERS-4A	B6, B7 e B8	B6 (B), B7 (G) e B8 (R)
SENTIEL-2A	B3, B4 e B8	B3 (B), B4 (G) e B8 (R)

Fonte- Elaborado pelo próprio autor.

Essa combinação de bandas no sistema RGB proporciona uma composição colorida que facilita a supervisão da classificação, onde corpos d'água assumem tons vinho, vegetações densas e rasteiras variam em tons de vermelho, o solo exposto apresenta tons de verde ao marrom e as áreas urbanas destacam-se em tons de ciano. Nas Figuras 4, 5 e 6 estão ilustradas as imagens compostas pela combinação de bandas do Quadro 5 e utilizadas para coleta amostral.

Figura 4 – Imagem composta para o satélite LANDSAT-9



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Figura 5 – Imagem composta para o satélite CBERS-4A



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

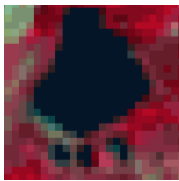
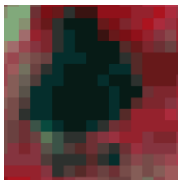
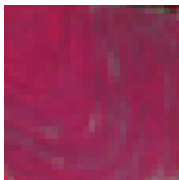
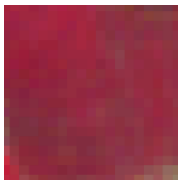
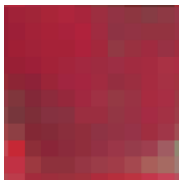
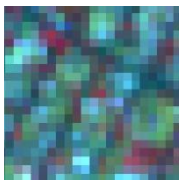
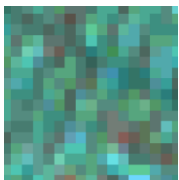
Figura 6 – Imagem composta para o satélite SENTINEL-2A.



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Quanto à identificação visual, ilustra-se, no Quadro 6, as chaves de interpretação adotadas para a coleta dos dados amostrais de treinamento. As amostras de treinamento foram selecionadas com base em regiões homogêneas para cada classe, garantindo a coerência espectral dos pixels coletados.

Quadro 6 – Chaves de interpretação

Classe temática	Chave de interpretação				
	Google Earth	SENTINEL-2A	CBERS-4A	LANDSAT-9	Imagem ilustrativa
Corpos d'água					
Vegetação densa					
Vegetação rasteira					
Solo exposto					
Área artificial					

Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

4.3.1 Classificação por Método de Máxima Verossimilhança

Foram coletadas, através da delimitação de polígonos sobre as imagens de referência, amostras representativas para cada classe temática definida, com atenção à fidelidade espectral dos pixels coletados, para que o algoritmo de Maxver-ICM fosse aplicado para os três satélites. Desta forma, gerou-se a classificação de uso e ocupação do solo por pixel para a área de estudo. O limiar de aceitação adotado para todas as classificações foi de 100%.

4.3.2 Classificação por Método de Bhattacharyya

Para comparação à abordagem por pixel, realizou-se também a classificação supervisionada por regiões, utilizando o algoritmo baseado na distância de Bhattacharyya. Inicialmente, as imagens foram segmentadas por meio da ferramenta nativa do SPRING, utilizando os parâmetros de área por pixel, que determina a quantidade mínima de pixels que compõe uma área de uma região, e grau de similaridade espectral, que determina a formação destas regiões. Após testes com diferentes áreas e graus de similaridade, considerou-se prudente adotar os seguintes valores:

- a) LANDSAT-9: área de valor 4 e grau de similaridade 3;
- b) CBERS-4A: área de valor 5 e grau de similaridade 5;
- c) SENTINEL-2A: área de valor 15 e grau de similaridade 250.

Com a etapa de segmentação concluída, foi realizada a sobreposição das regiões segmentadas sobre as bandas compostas já contrastadas. As Figuras 7, 8 e 9 ilustram as imagens compostas pela combinação de bandas espectrais exposta do Quadro 5 sobrepostas por suas respectivas segmentações.

Figura 7 – Imagem segmentada para o satélite LANDSAT-9.



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Figura 8 – Imagem segmentada para o satélite CBERS-4A



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Figura 9 – Imagem segmentada para o satélite SENTINEL-2A



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

A partir das sobreposições, foram coletadas amostras representativas para cada classe temática previamente definida, com atenção à fidelidade espectral das regiões escolhidas. As coletas serviram como base para o treinamento do classificador de Bhattacharyya, que produziu as classes temáticas de classificação de uso e ocupação do solo por regiões para a área de estudo. O limiar de aceitação adotado foi de 99,9%.

4.4 GERAÇÃO DE PRODUTOS CARTOGRÁFICOS

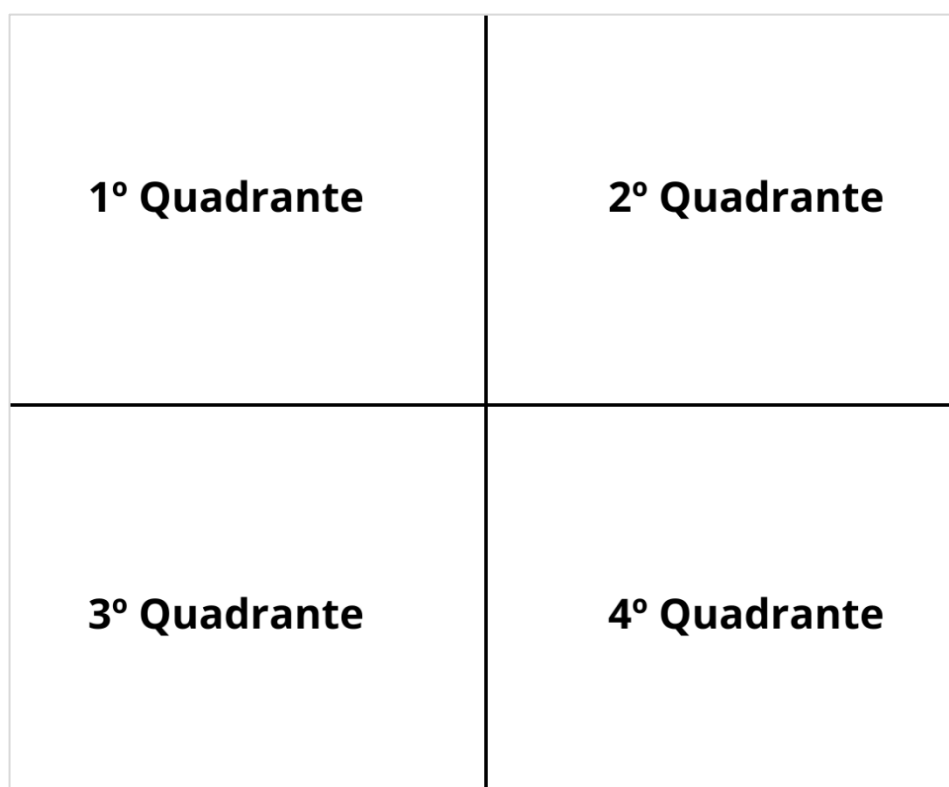
Ao final dos processos classificatórios, foram geradas seis cartas de uso e ocupação para região estudada:

- a) Cartas de classificação por pixel: três cartas de uso e ocupação classificadas pelo algoritmo de Maxver-ICM para os satélites LANDSAT-9, CBERS-4A e SENTINEL-2A;
- b) Cartas de classificação por regiões: três cartas de uso e ocupação classificadas pelo algoritmo de Bhattacharyya para os mesmos satélites.

4.5 METODOLOGIA DE ANÁLISE

A partir dos produtos cartográficos gerados, foi realizada, inicialmente, uma análise segmentada por satélites. Nessa etapa, a imagem foi dividida em quatro quadrantes com o intuito de comparar os resultados obtidos pelos métodos Maxver-ICM e Bhattacharyya, visando identificar qual deles apresentava maior similaridade com a realidade representada na imagem de coleta amostral. A ordem de divisão dos quadrantes está exposta na Figura 10.

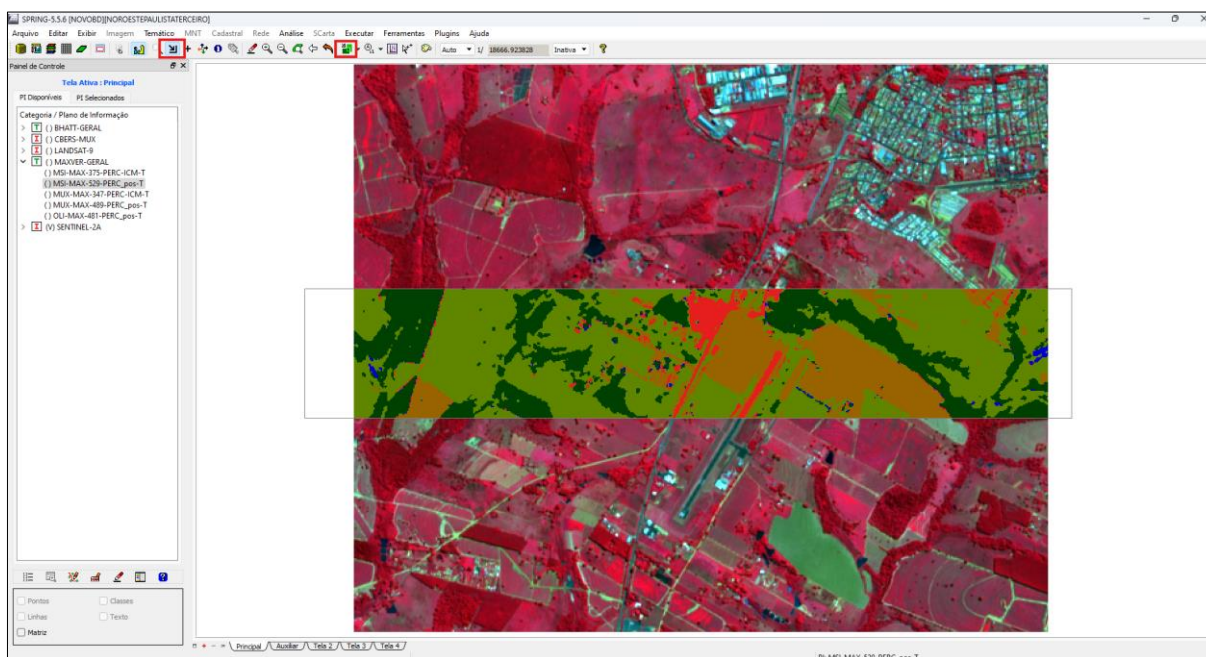
Figura 10 – Divisão de quadrantes para imagens temáticas



Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Para a realização destas identificações, utilizou-se a ferramenta de “acoplar” do *software* SPRING, que permite a visualização simultânea da imagem classificada e sua imagem composta, facilitando a identificação de correspondências visuais entre os elementos temáticos e sua respectiva imagem de amostragem. Um exemplo da aplicação da ferramenta está ilustrado na Figura 11.

Figura 11 – Exemplo de aplicação da ferramenta “acoplar” à imagem composta do SENTINEL-2A e à imagem temática de classificação



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Para parametrização dos quesitos que determinam uma classificação satisfatória, buscou-se identificar, para cada quadrante analisado, os seguintes indicadores visuais:

- Coerência espacial das classes: verificação da correspondência visual e espacial das áreas temáticas às suas respectivas classes na imagem amostral;
- Delimitação precisa de bordas: verificação de limites nítidos e bem definidos entre diferentes classes temáticas, tanto para áreas esparsas como delicadas, em respeito ao que é observado na imagem amostral;
- Presença de artefatos de classificação: verificação de erros visuais, como padrões artificiais ou ruídos espectrais (efeito “sal e pimenta”) na imagem classificada.

O quadrante foi considerado satisfatório ao atender a pelo menos dois parâmetros e imediatamente insatisfatório na presença de artefatos. A classificação foi considerada satisfatória caso todos os seus quadrantes fossem julgados como tal.

Por último, cruzou-se as informações anteriores com outra análise segmentada, desta vez por métodos classificadores, com o objetivo de identificar qual satélite apresentou a melhor imagem para qual método classificador avaliado.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

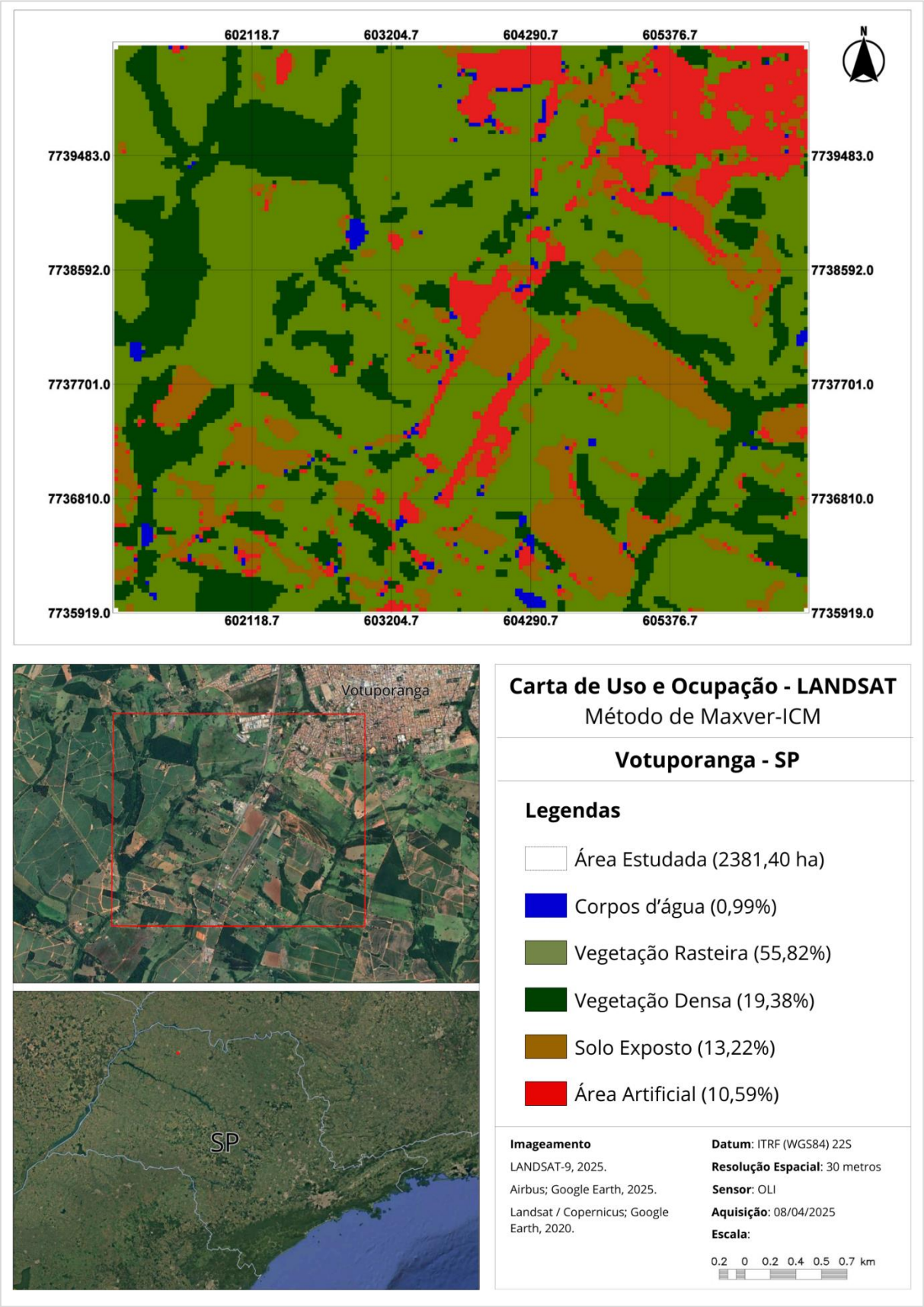
5.1 CARTAS DE USO E OCUPAÇÃO DO SOLO

As cartas temáticas de uso e ocupação do solo geradas neste estudo fazem representatividade à maneira de utilização e ocupação da superfície terrestre referente à área periurbana do município de Votuporanga-SP no mês de abril do ano de 2025.

5.1.1 Cartas Classificadas por Pixel

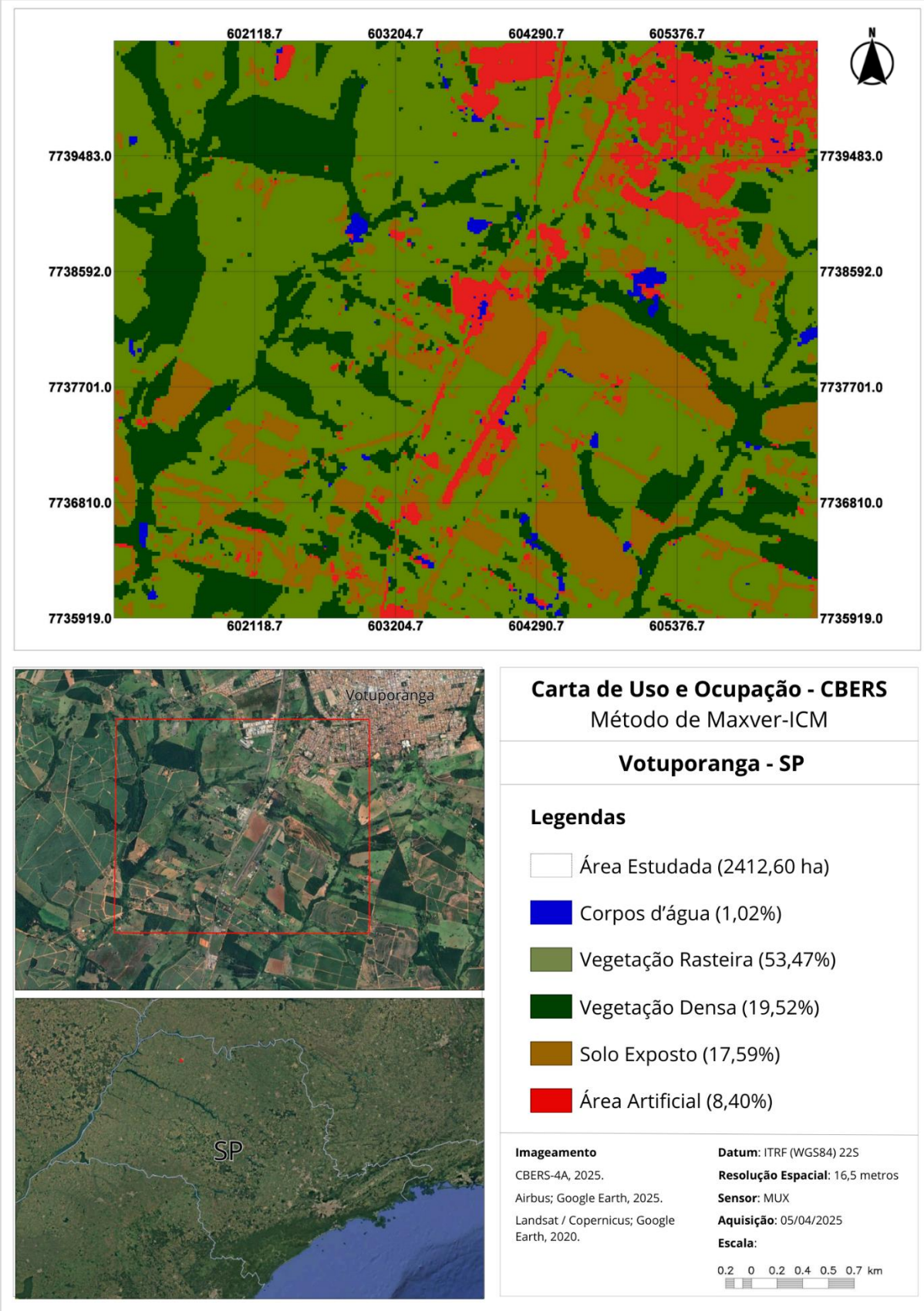
A seguir, estão apresentados pelas Figuras 12, 13 e 14, os resultados obtidos na composição das cartas uso e ocupação do solo da área de estudo pelo método classificador por pixel de Maxver-ICM para os satélites SENTINEL-2A, CBERS-4A e LANDSAT-9.

Figura 12 – Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador de Maxver-ICM para o satélite LANDSAT-9



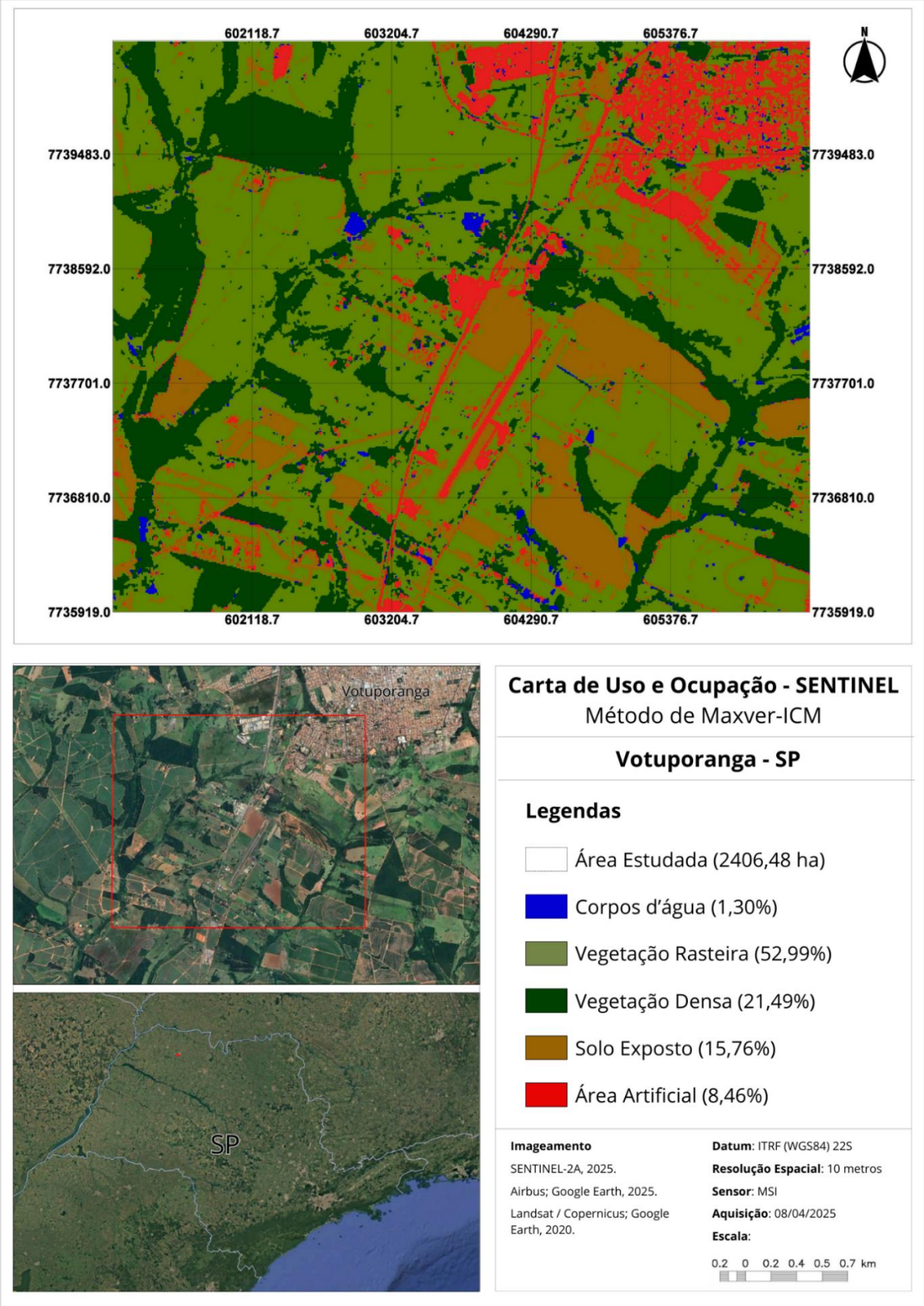
Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Figura 13 – Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador de Maxver-ICM para o satélite CBERS-4A



Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Figura 14 – Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador de Maxver-ICM para o satélite SENTINEL-2A

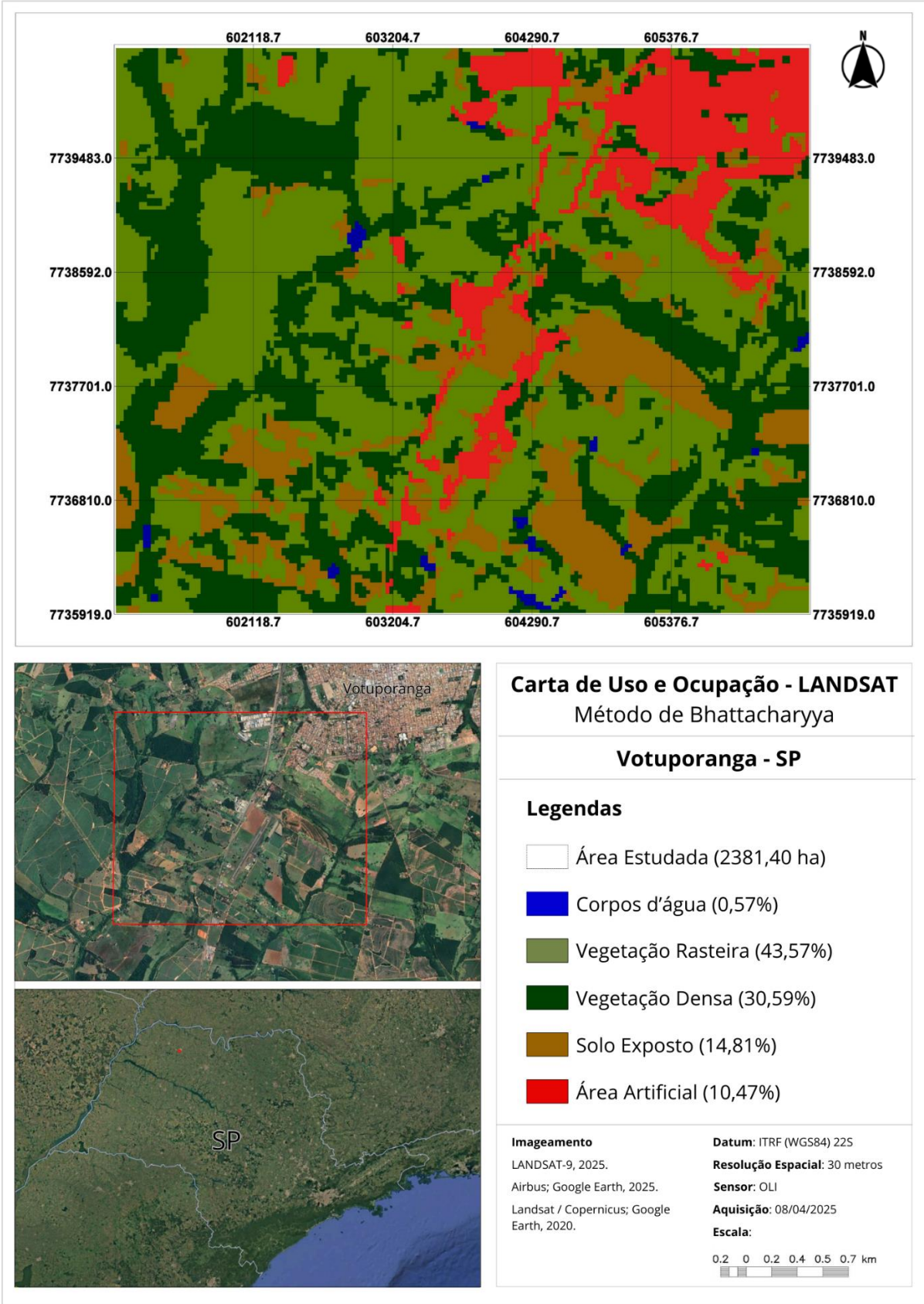


Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

5.1.2 Cartas Classificadas por Região

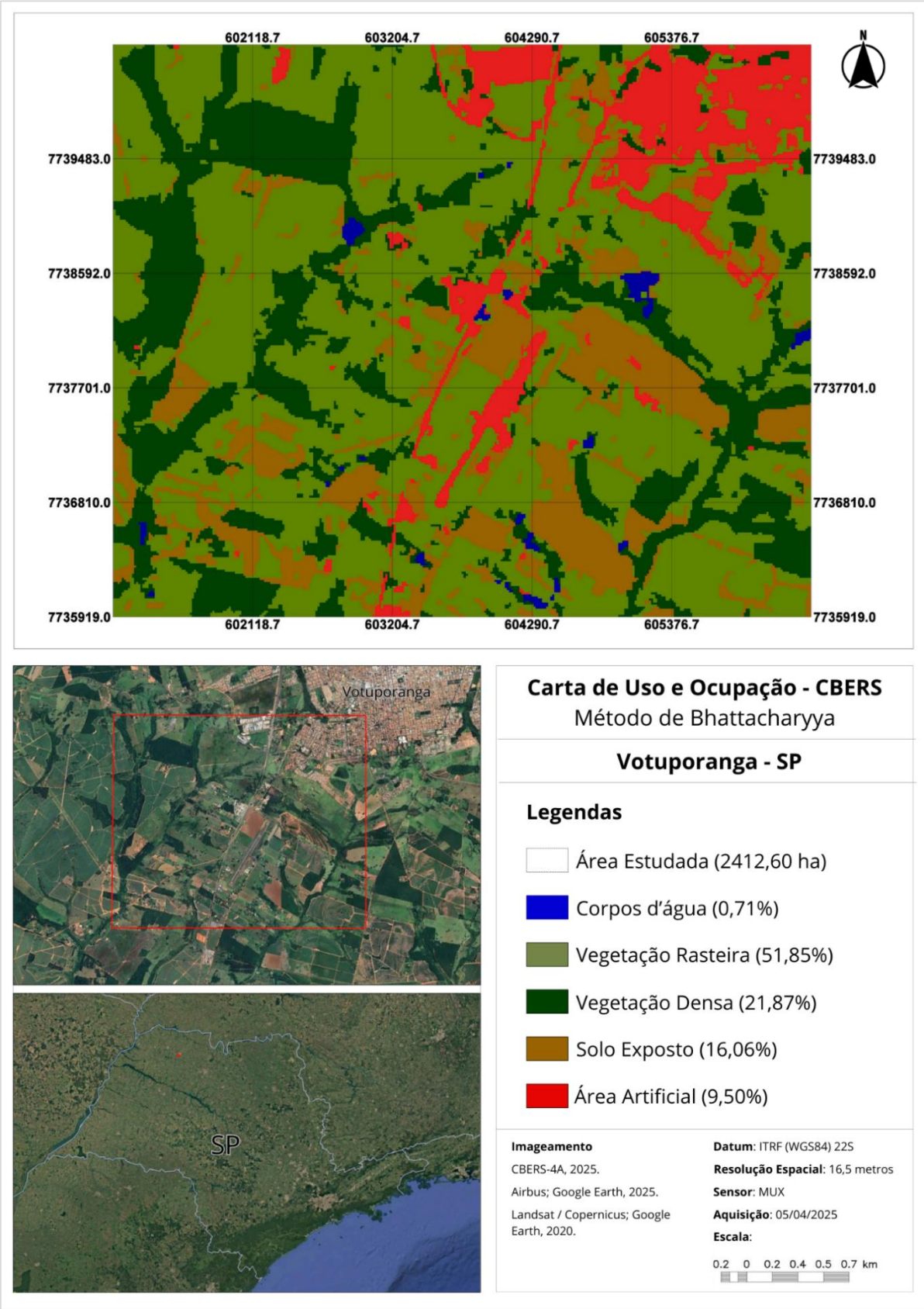
Por último, estão apresentados nas Figuras 15, 16 e 17, os resultados obtidos na composição das cartas uso e ocupação do solo da área de estudo pelo método classificador por região da distância de Bhattacharyya para os três satélites estudados.

Figura 15 – Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador da distância de Bhattacharyya para o satélite LANDSAT-9



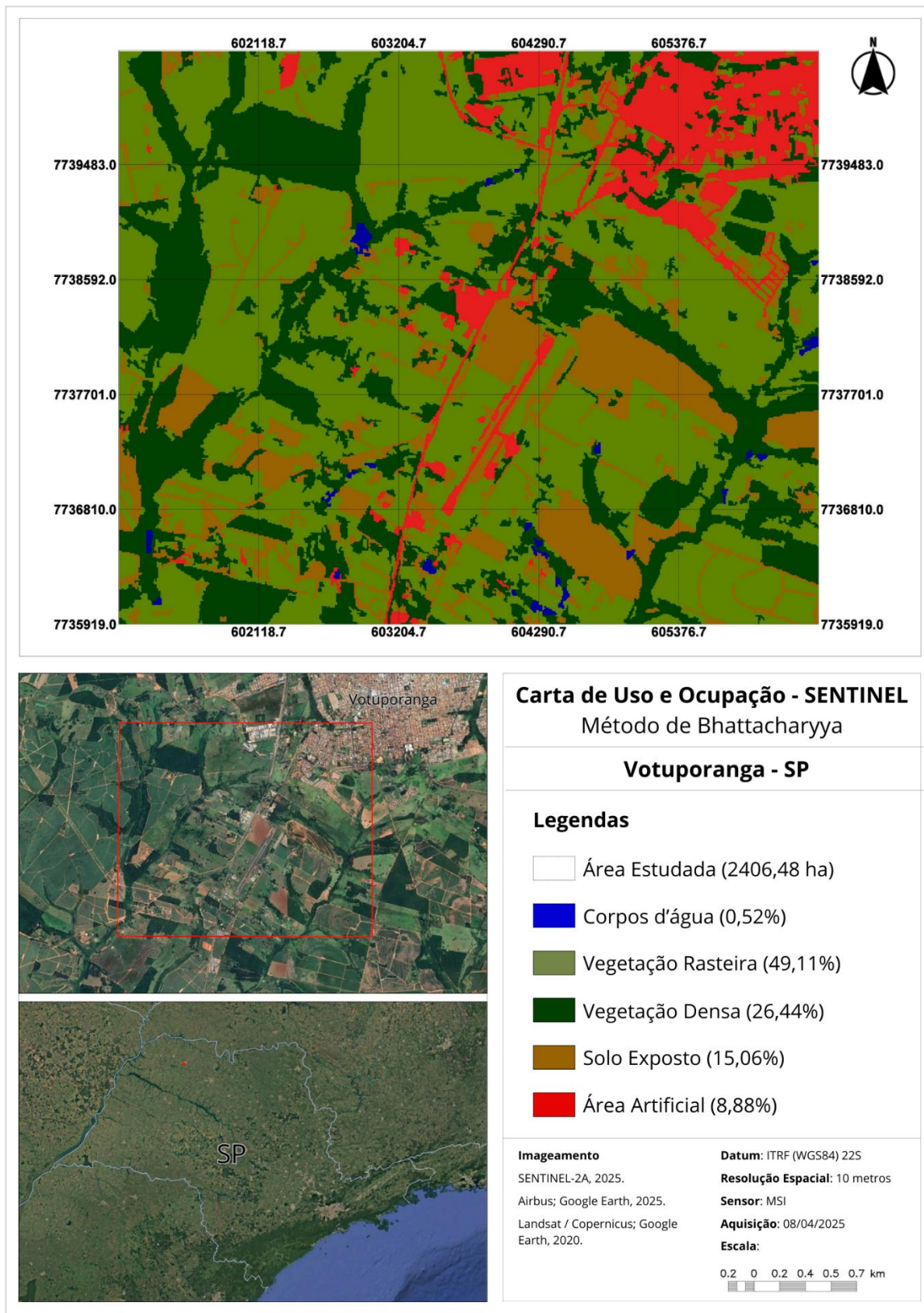
Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Figura 16 – Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador da distância de Bhattacharyya para o satélite CBERS-4A



Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Figura 17 – Carta de uso e ocupação do solo referente ao método classificador da distância de Bhattacharyyya para o satélite SENTINEL-2A



Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

5.2 ANÁLISE SEGMENTADA POR SATÉLITE

5.2.1 LANDSAT-9

A imagem utilizada para a coleta das amostras de treinamento do satélite LANDSAT-9, já segmentada em quadrantes, está apresentada na Figura 18.

Figura 18 – Imagem do LANDSAT-9 segmentada por quadrantes



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

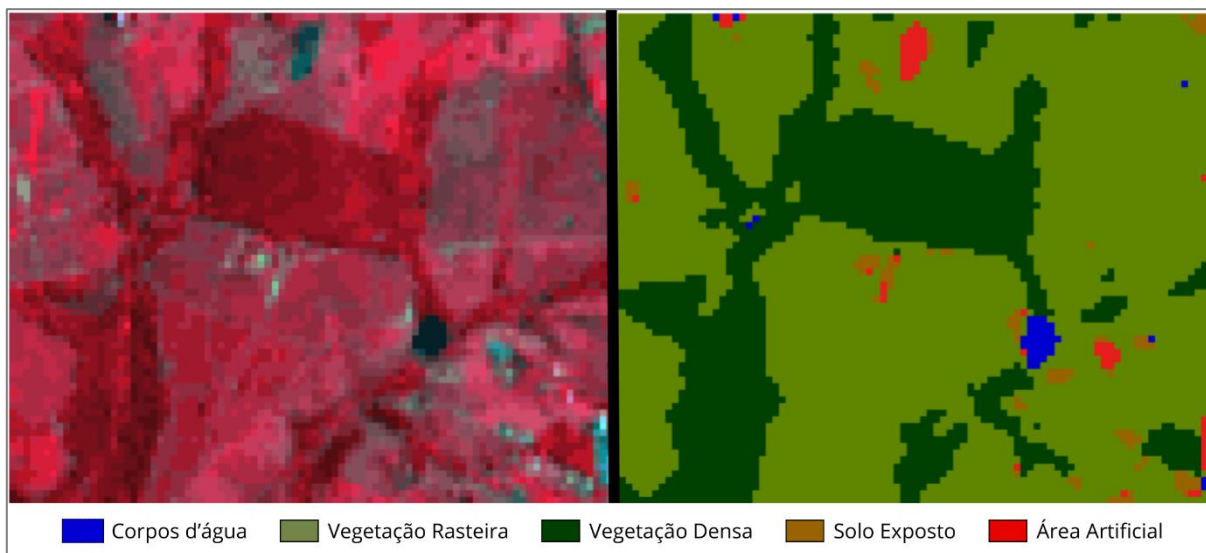
5.2.1.1 Método de Maxver-ICM

A partir da comparação entre os quadrantes da imagem composta do satélite LANDSAT-9 com os da imagem temática, gerada pelo método de Maxver-ICM, foi possível dar início à discussão da análise visual parametrizada realizada com o auxílio da ferramenta “acoplar” do *software* SPRING. Ademais, é válido destacar que o desempenho médio de amostragem desta classificação foi de 95,19%, refletindo uma boa taxa de consistência interna do classificador ao alocar corretamente os pixels das amostras de treinamento para suas respectivas classes temáticas.

a) Primeiro quadrante:

Para a análise do primeiro quadrante, está ilustrada, na Figura 19, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 19 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (pixel, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método foi eficiente na classificação da vegetação densa, apresentando boa correspondência com a imagem amostral. A vegetação rasteira também foi representada de forma adequada. Já as classes “corpos d’água”, “solo exposto” e “área artificial” apresentaram coerência razoável, com erros de classificação pontuais. De forma geral, o primeiro quadrante pôde ser considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

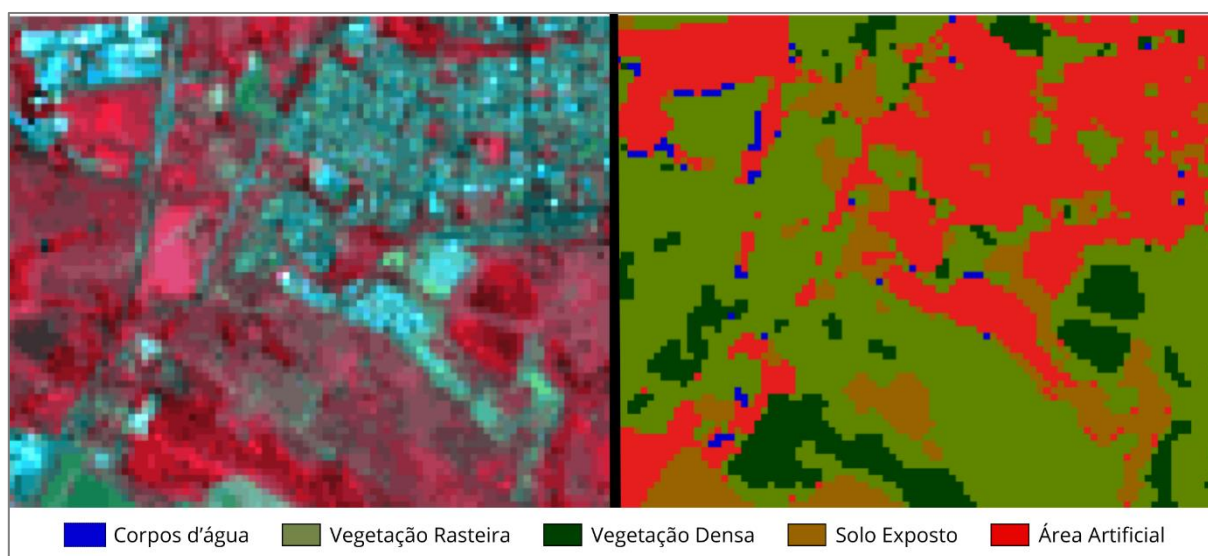
Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método foi capaz de delinear com clareza as áreas de vegetação densa e rasteira, com baixa incidência de erros nas transições entre classes. Para as demais classes, a delimitação foi aceitável, com acertos em áreas médias, como um açude e pequenas manchas urbanas. No entanto, o classificador apresentou dificuldades em representar elementos mais delicados, como caminhos de terra e a linha férrea localizada na parte superior direita da cena. Ainda assim, o quadrante obteve resultado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no primeiro quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi satisfatória.

b) Segundo quadrante:

Para a análise do segundo quadrante, está ilustrada, na Figura 20, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 20 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (pixel, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou dificuldades na classificação da área urbanizada, com erros pontuais entre as classes “área artificial”, “solo exposto” e “vegetação rasteira”. Também foram identificadas classificações indevidas da classe “corpos d’água”, frequentemente atribuídas a regiões asfaltadas ou zonas de transição entre classes. Diante dessas inconsistências, o primeiro quadrante foi considerado insatisfatório em termos de coerência espacial temática.

Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método demonstrou algum êxito ao delinear áreas de vegetação densa, mas apresentou diversas falhas nas transições entre classes. Os erros foram especialmente evidentes na delimitação das bordas, com classificação indevida de corpos d’água, principalmente nas áreas de contato das

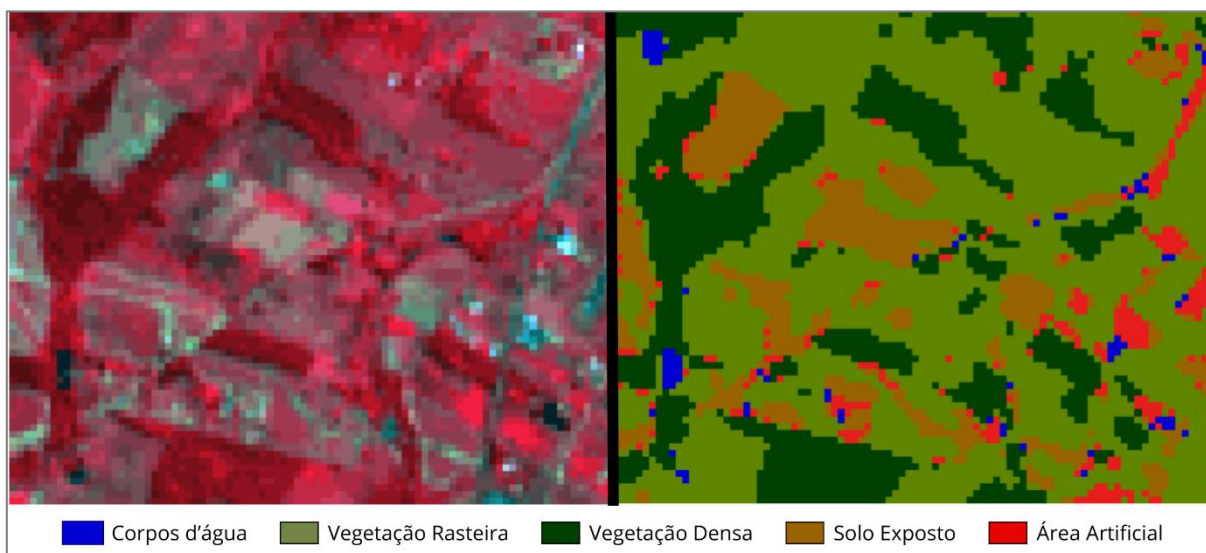
classes “área artificial” e “vegetação rasteira”. Dessa forma, o quadrante também foi classificado como insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no segundo quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi insatisfatória.

c) Terceiro quadrante:

Para a análise do terceiro quadrante, está ilustrada, na Figura 21, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 21 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (pixel, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou uma classificação razoável para as classes vegetação densa, vegetação rasteira e solo exposto. Por outro lado, para as classes área artificial e corpos d'água, foram identificadas diversas inconsistências, tanto pontuais quanto em zonas de transição, comprometendo a fidelidade temática. Diante desses erros, o terceiro quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes.

Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método apresentou desempenho razoável na delimitação das áreas de vegetação densa, porém manteve um padrão de erros recorrentes nas transições entre classes. Esses erros foram

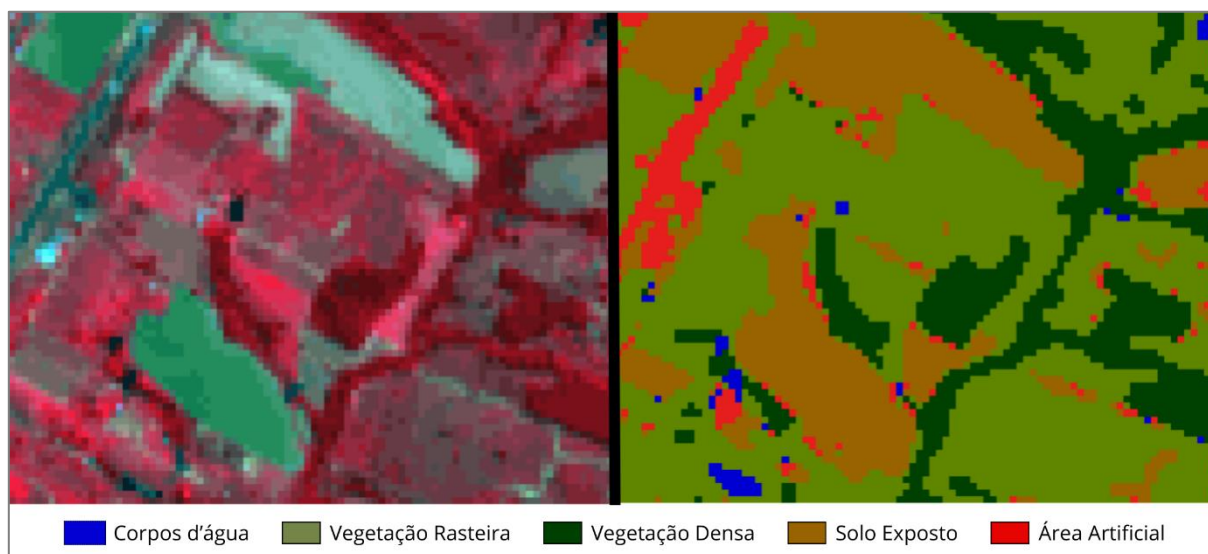
especialmente evidentes na classificação incorreta da classe “área artificial” ao longo de diversas bordas. Diante disso, o quadrante também foi considerado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, no que se refere à presença de artefatos, as recorrentes classificações indevidas das classes “corpos d’água” e “área artificial” configuraram-se como ruídos espectrais. Portanto, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por pixel no terceiro quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi insatisfatória.

d) Quarto quadrante:

Para a análise do quarto quadrante, está ilustrada, na Figura 22, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 22 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (pixel, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou uma classificação aceitável para as classes de uma maneira geral, porém há a presença de diversas pequenas áreas classificadas como “área artificial” e “corpos d’água” equivocadamente. Diante disso, o quarto quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes.

Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método demonstrou características similares ao quadrante anterior, apresentando boa definição para ambas as classes de vegetação, porém com a classificação equivocada da classe

“área artificial” na delimitação de diversas bordas. Dessa maneira, o quadrante foi classificado como insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Finalmente, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no quarto quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi satisfatória.

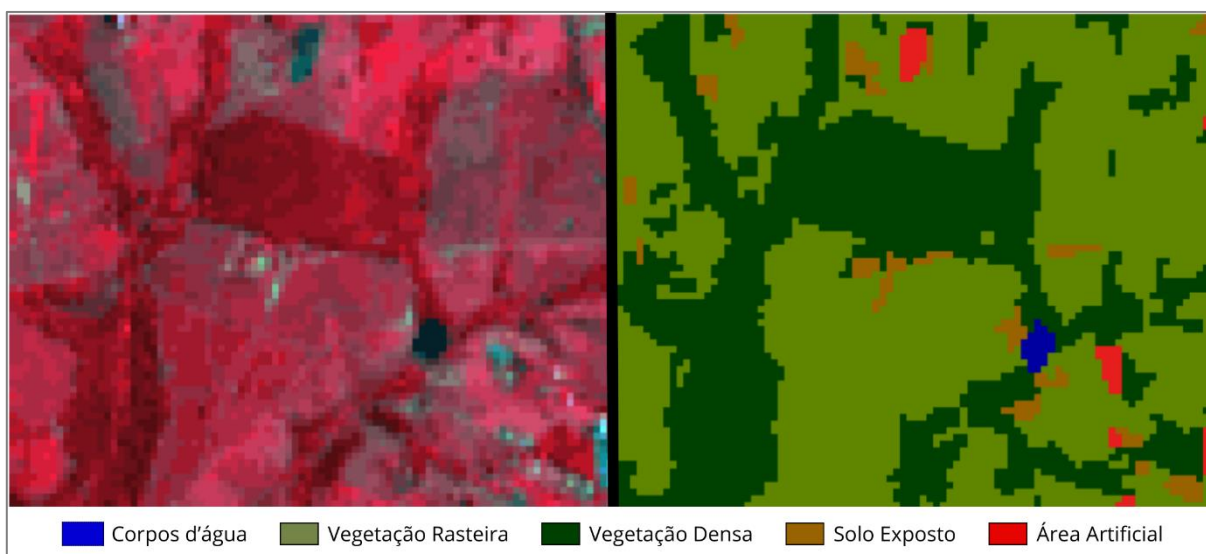
5.2.1.2 Método da distância Bhattacharyya

Assim como realizado para o método classificador anterior, inicia-se a análise visual parametrizada para o método de Bhattacharyya.

a) Primeiro quadrante:

Para a análise do primeiro quadrante, está ilustrada, na Figura 23, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 23 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (regiões, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método foi adequado na classificação da vegetação densa, apresentando boa correspondência com sua imagem de amostragem. A vegetação rasteira também foi representada de forma regular e o mesmo pode ser dito para as classes “corpos d’água”, “solo exposto” e “área artificial”. De forma geral, o primeiro quadrante pôde ser considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

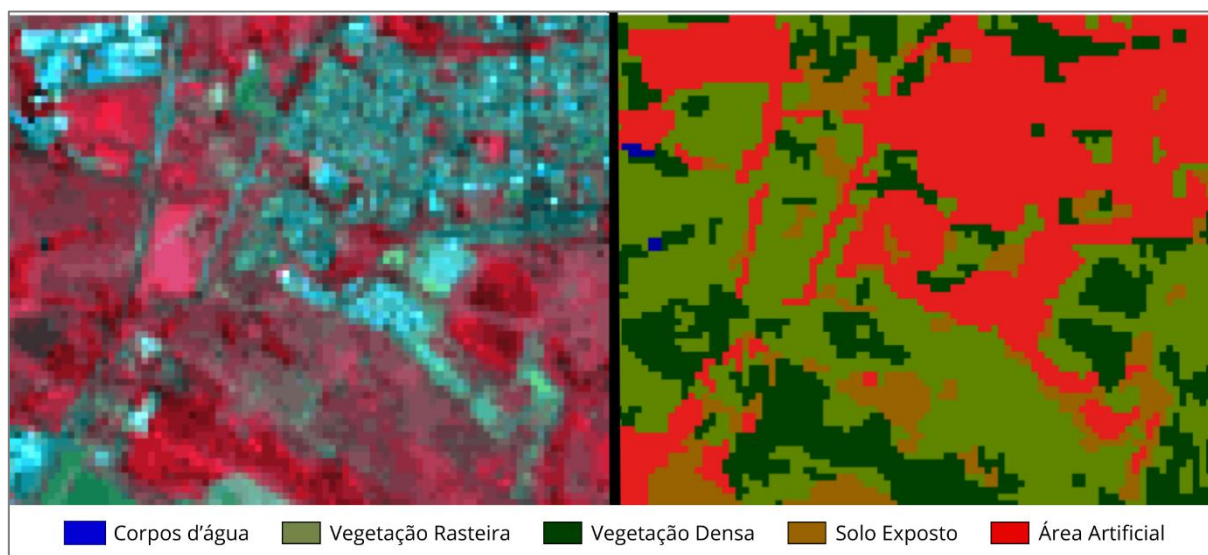
Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método foi capaz de delinear adequadamente as áreas de vegetação densa e rasteira, com pouca incidência de erros nas transições entre classes. Para as demais classes, a delimitação foi convincente, contando com acertos em áreas médias, como a delimitação de um açude e pequenas manchas urbanas. No entanto, o classificador falhou ao representar elementos mais delicados, como a linha férrea localizada no canto superior direita da cena. Ainda assim, o quadrante obteve resultado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no primeiro quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi satisfatória.

b) Segundo quadrante:

Para a análise do segundo quadrante, está ilustrada, na Figura 24, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 24 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (regiões, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial, observou-se que o método foi coerente na classificação de todas as classes temáticas, com ressalvas a pequenos erros de classificação para as classes “área artificial” e “corpos d’água” respectivamente no canto superior esquerdo e no meio, e no canto inferior direito da

imagem temática. Diante disso, o segundo quadrante foi considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

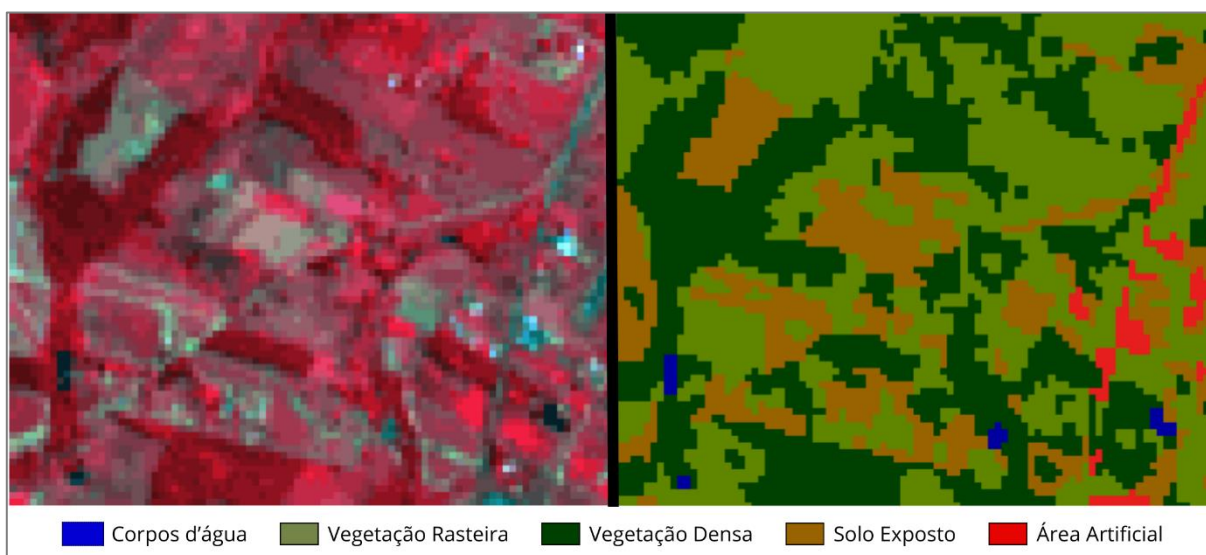
Relacionado ao parâmetro de precisão na delimitação de bordas, o método mostrou-se hábil há delimitar, de maneira aceitável dentro dos limites da resolução da imagem, todas as classes temáticas. Em ressalva, destacam-se pequenas imprecisões na delimitação contínua das vias asfaltadas e pequena homogeneização da classe “vegetação densa”. Mesmo com estas limitações, o quadrante obteve resultado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Finalmente, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no segundo quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi satisfatória

c) Terceiro quadrante:

Para a análise do terceiro quadrante, está ilustrada, na Figura 25, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 25 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (regiões, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou, novamente, um desempenho regular na representação das classes temáticas. Destacou-se, contudo, a presença de pequenas incongruências na classificação de áreas pontuais da classe “corpos d’água”, localizadas parte direita da

imagem. Perante o descrito, o terceiro quadrante foi considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

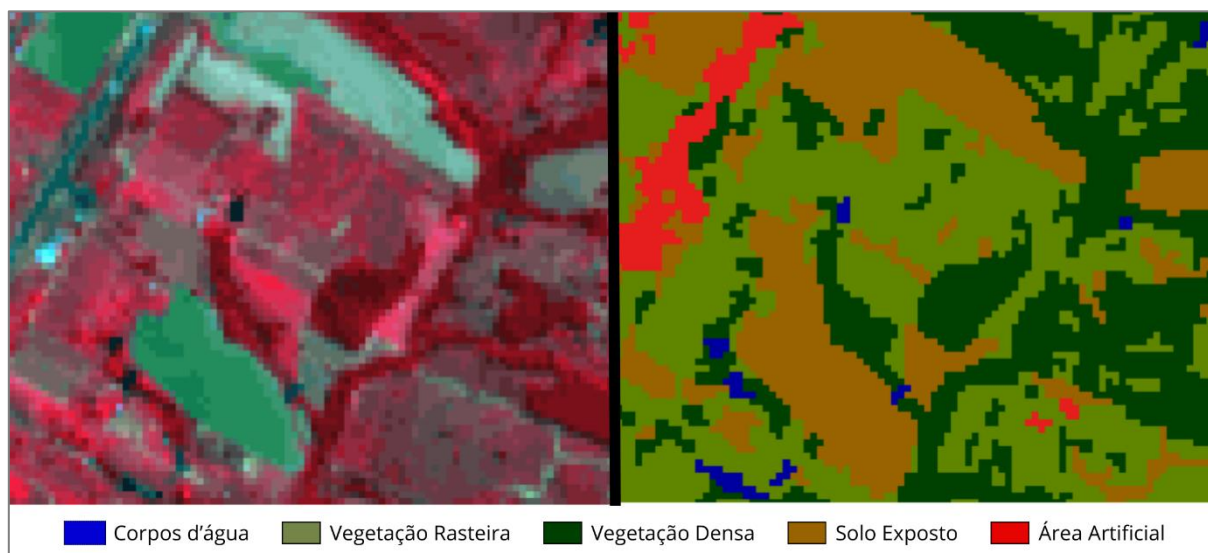
Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método demonstrou características similares ao quadrante anterior, com pequenas imprecisões na delimitação de contornos finos, como estradas de chão e vias asfaltadas, assim como na leve homogeneização entre as classes “vegetação densa” e “solo exposto”. Ainda assim, o quadrante obteve resultado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais. Desta maneira, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por regiões no terceiro quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi satisfatória

d) Quarto quadrante:

Para a análise do quarto quadrante, está ilustrada, na Figura 26, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 26 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (regiões, LANDSAT-9)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método foi deixado a desejar quanto à coerência de sua classificação, principalmente ao observar as classes de “vegetação densa” e “área artificial”, que apresentam focos de classificação indevida em diversos pontos da imagem. Diante disso, o quarto

quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

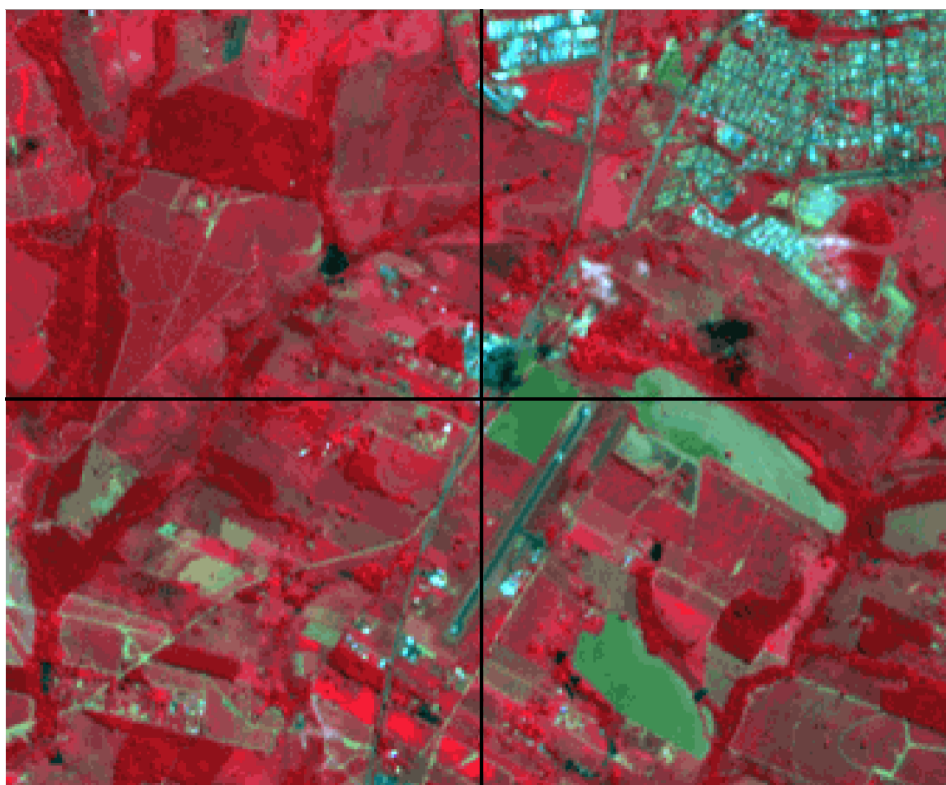
Em relação à precisão na delimitação de bordas, e em correlação com o parâmetro anterior, observou-se que o método apresentou dificuldades na definição clara dos limites entre as classes, especialmente nas áreas de transição entre “vegetação densa”, “vegetação rasteira” e “solo exposto”. Como ponto positivo, destacou-se a boa delimitação da classe “corpos d’água”. Ainda assim, o desempenho geral foi considerado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Desta maneira, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no quarto quadrante da imagem do satélite LANDSAT-9 foi insatisfatória.

5.2.2 CBERS-4A

A imagem utilizada para a coleta das amostras de treinamento do satélite CBERS-4A, já segmentada em quadrantes, está apresentada na Figura 27.

Figura 27 – Imagem do CBERS-4A segmentada por quadrantes



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Vale destacar que a imagem proveniente do satélite CBERS-4A apresentou leve presença de formações de nuvens que projetam sombras no primeiro e segundo quadrante, localizadas, respectivamente, no canto superior esquerdo e na metade inferior de seus quadrantes. Ainda assim, esta foi mantida como base para a amostragem a fim de preservar a congruência temporal entre as imagens, considerando que era a única disponível próxima às datas das demais aquisições.

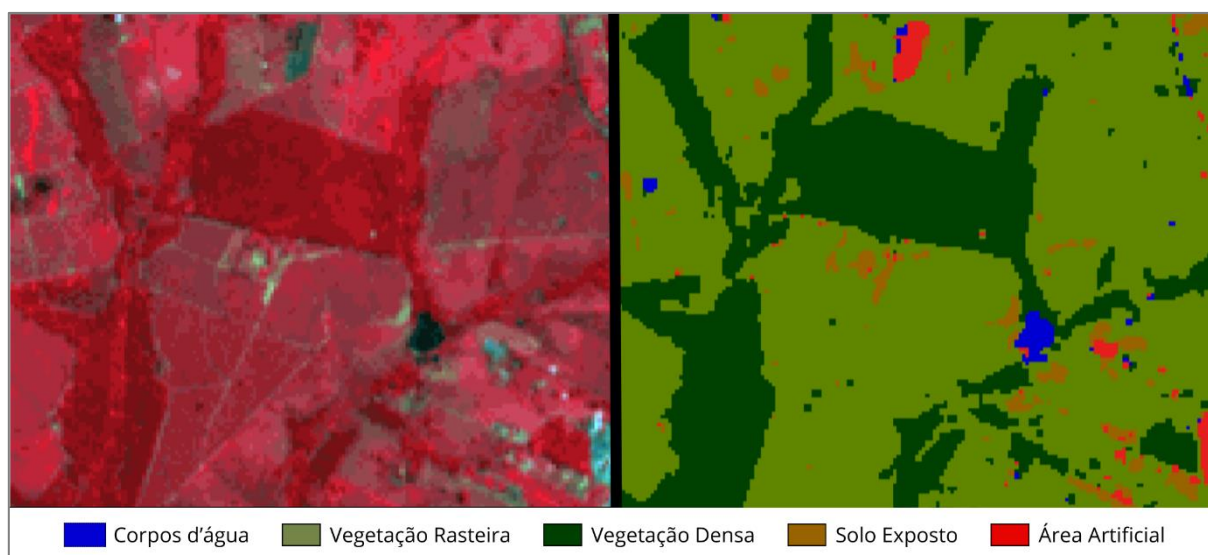
5.2.2.1 Método de Maxver-ICM

A partir da comparação entre os quadrantes da imagem composta do satélite CBERS-4A com os da imagem temática gerada pelo método de Maxver-ICM, é possível dar início à discussão da análise visual parametrizada realizada com o auxílio da ferramenta “acoplar” do *software* SPRING. Ademais, pôde-se destacar que o desempenho médio de amostragem desta classificação foi de 96,53%, refletindo uma boa taxa de consistência interna do classificador ao alocar corretamente os pixels das amostras de treinamento para suas respectivas classes temáticas.

a) Primeiro quadrante:

Para a análise do primeiro quadrante, está ilustrada, na Figura 28, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 28 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (pixel, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observa-se que o método foi eficiente na classificação da vegetação densa, apresentando boa

correspondência com a imagem amostral. As classes “vegetação rasteira” e “área artificial” também foram representadas de forma adequada. Ademais, notaram-se incoerências na classificação das classes “corpos d’água” e “solo exposto”, principalmente na parte superior da cena, causadas parte pela interferência de uma nuvem. Devido a quantidade de erros relacionados à classificação dos corpos d’água, o primeiro quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

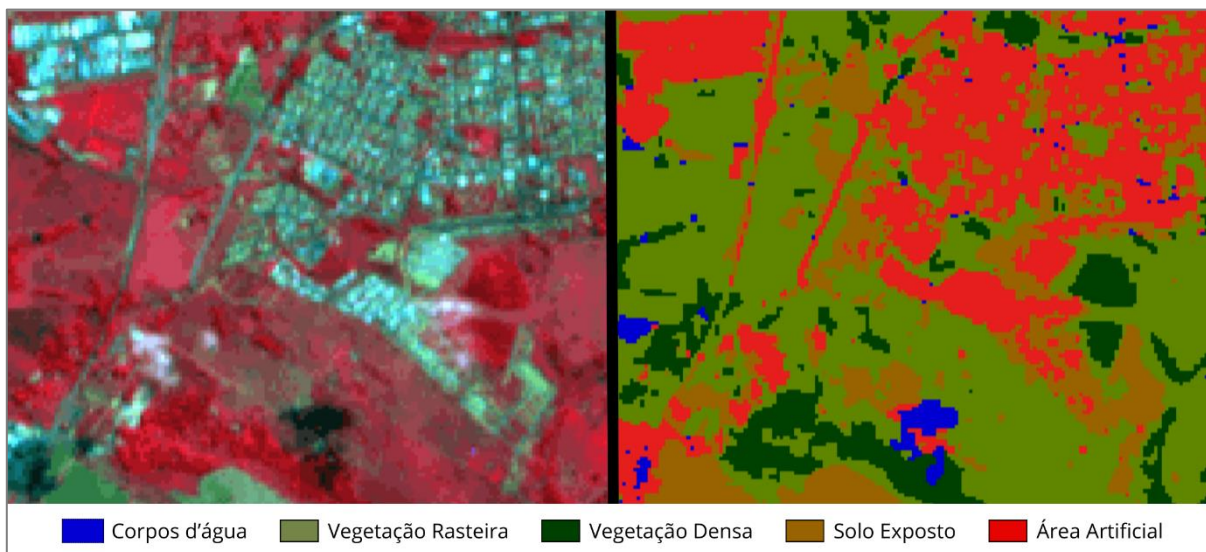
Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método foi capaz de delinear com clareza as áreas de vegetação densa e rasteira, com baixa incidência de erros nas transições entre essas classes. Para as demais categorias, a delimitação foi considerada aceitável, com acertos em áreas de tamanho médio, como um açude e pequenas manchas urbanas, embora tenham sido observados contornos errôneos relacionados às interferências causadas pela presença de nuvens. No entanto, o classificador apresentou dificuldades na representação de contornos mais delicados, como caminhos de terra e a linha férrea na parte superior direita da cena. Ainda assim, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados ruídos espectrais significativos, mas houve a identificação de padrões artificiais de classificação devidos à formação de nuvens. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no primeiro quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi insatisfatória.

b) Segundo quadrante:

Para a análise do segundo quadrante, está ilustrada, na Figura 29, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 29 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (pixel, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial, observou-se que o método apresentou desempenho insatisfatório na classificação da região urbanizada, quando comparada à imagem amostral, com majoração da classe “solo exposto” e atribuições indevidas da classe “corpos d’água”. Especificamente em relação aos corpos d’água, foram identificadas classificações incorretas em dois outros pontos: na região inferior central da imagem temática, influenciada pela presença de nuvens, e na região central esquerda, onde o correto seria “vegetação rasteira”. Diante da quantidade de erros associados à representação das classes “corpos d’água” e “solo exposto”, o segundo quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

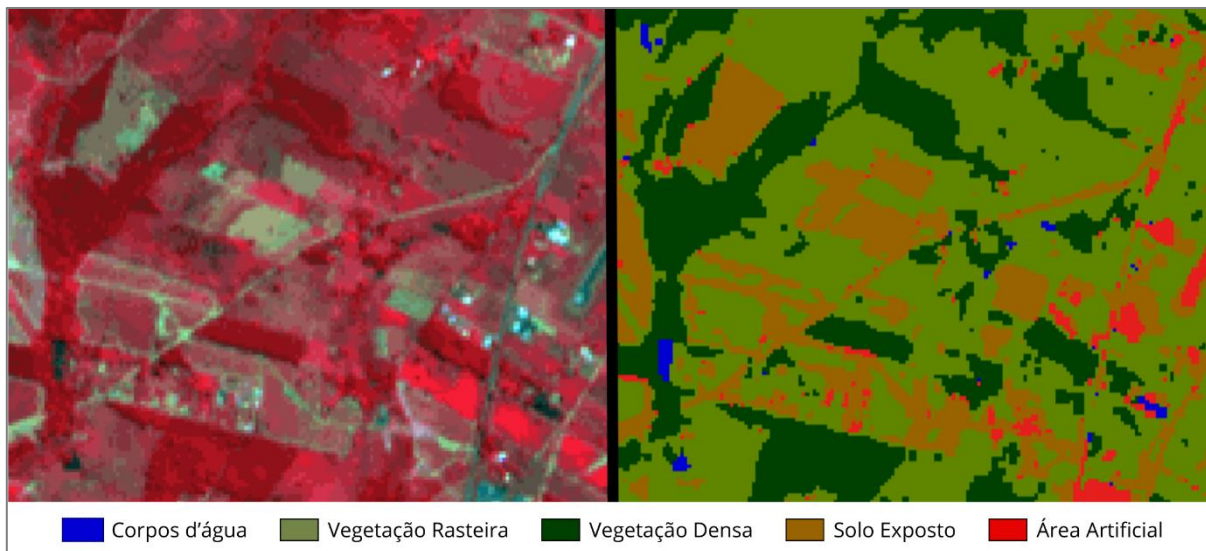
Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método foi incapaz de delinear com clareza os detalhamentos urbanos, delimitando contornos indevidos para as classes de “solo exposto” e “vegetação rasteira”. Por estes motivos, o quadrante obteve o resultado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, foram identificados ruídos espectrais na forma de classificações pontuais de corpos d’água na região urbana e padrões artificiais de classificação devidos à formação de nuvens. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por pixel no segundo quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi insatisfatória.

c) Terceiro quadrante:

Para a análise do terceiro quadrante, está ilustrada, na Figura 30, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 30 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (pixel, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial, observou-se que o método apresentou desempenho geral satisfatório, sendo adequado para a classificação da maioria das classes temáticas. No entanto, ressalta-se a presença de erros pontuais na atribuição das classes “corpos d’água” e “área artificial” na parte inferior direita e superior esquerda da imagem temática, onde pequenas áreas de vegetação rasteira, solo exposto e de construções antrópicas foram classificadas incorretamente. Em razão dessas inconsistências, o terceiro quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes.

Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método demonstrou bom desempenho ao delinear as áreas de vegetação densa, vegetação rasteira e solo exposto, apresentando poucas imprecisões em pequenas zonas de transição entre classes. Além disso, apresentou resultados apropriados na delimitação de elementos lineares estreitos, como os caminhos de terra e estradas asfaltadas. Por estes motivos, o quadrante obteve o resultado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

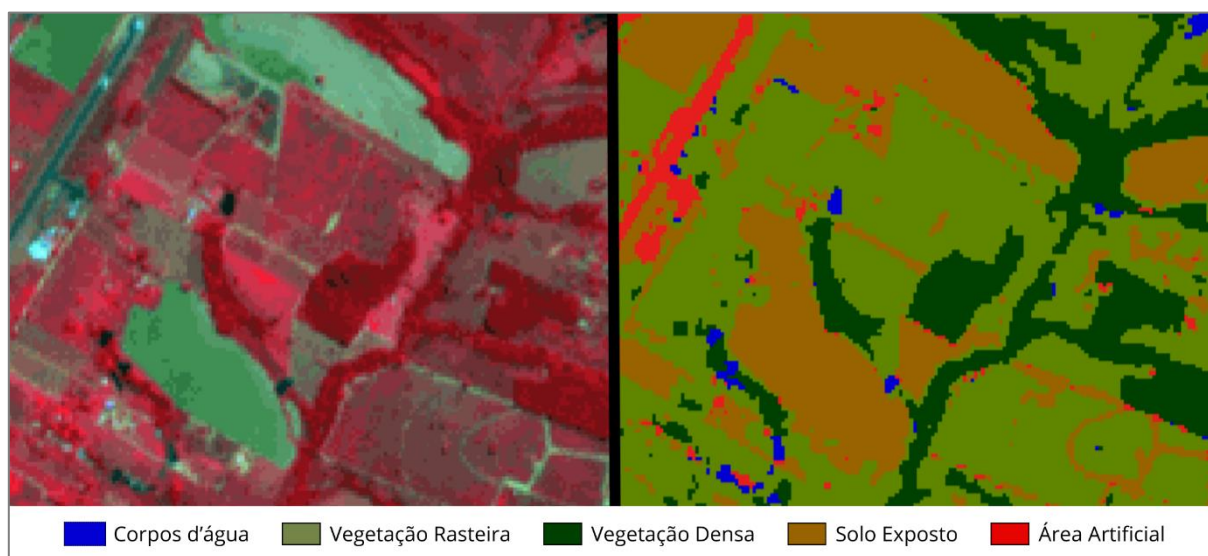
Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os

critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no primeiro quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi satisfatória.

d) Quarto quadrante:

Para a análise do quarto quadrante, está ilustrada, na Figura 31, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 31 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (pixel, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método foi eficiente na classificação da vegetação densa, apresentando boa correspondência com a imagem amostral. As demais classes temáticas também foram representadas de forma adequada. Em compensação, notam-se pequenas incoerências na classificação das classes “corpos d’água” e “área artificial” espalhadas ao longo da imagem classificada. Ainda assim, o quarto quadrante foi considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método foi capaz de delinear com precisão todas as áreas temáticas presente no quadrante, apresentando uma baixa incidência de erros nas transições entre essas classes. Destaca-se, também, o contorno sobre os elementos delicados, como estradas de terra, pequenos açudes e vias asfaltadas. Por esses motivos, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no quarto quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi satisfatória.

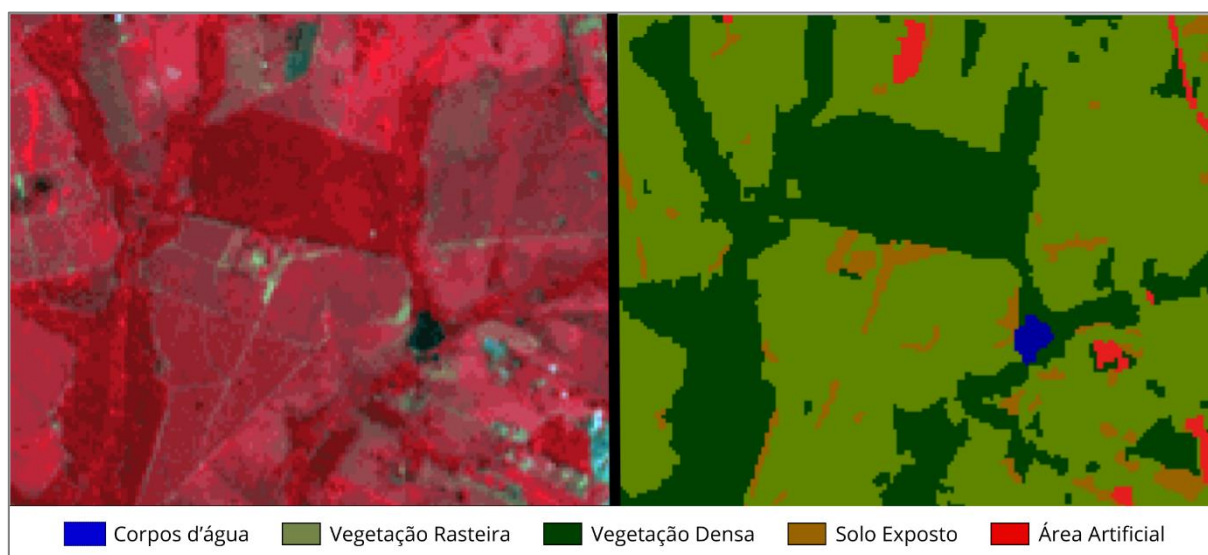
5.2.2.2 Método de Bhattacharyya

Assim como realizado para o método classificador anterior, iniciou-se a análise visual parametrizada para o método de Bhattacharyya.

a) Primeiro quadrante:

Para a análise do primeiro quadrante, está ilustrada, na Figura 32, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 32 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (regiões, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou uma classificação eficiente para todas as classes temáticas, apresentando boa correspondência com sua imagem de amostragem. Destaca-se a fidelidade à coerência espacial da via asfaltada representada na porção superior direita da cena. Com isto, o primeiro quadrante pôde ser considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método mostrou-se capaz de apresentar os contornos de todas as classes temáticas com precisão, com destaque para caminhos de terra e, novamente, para a via asfaltada representada na

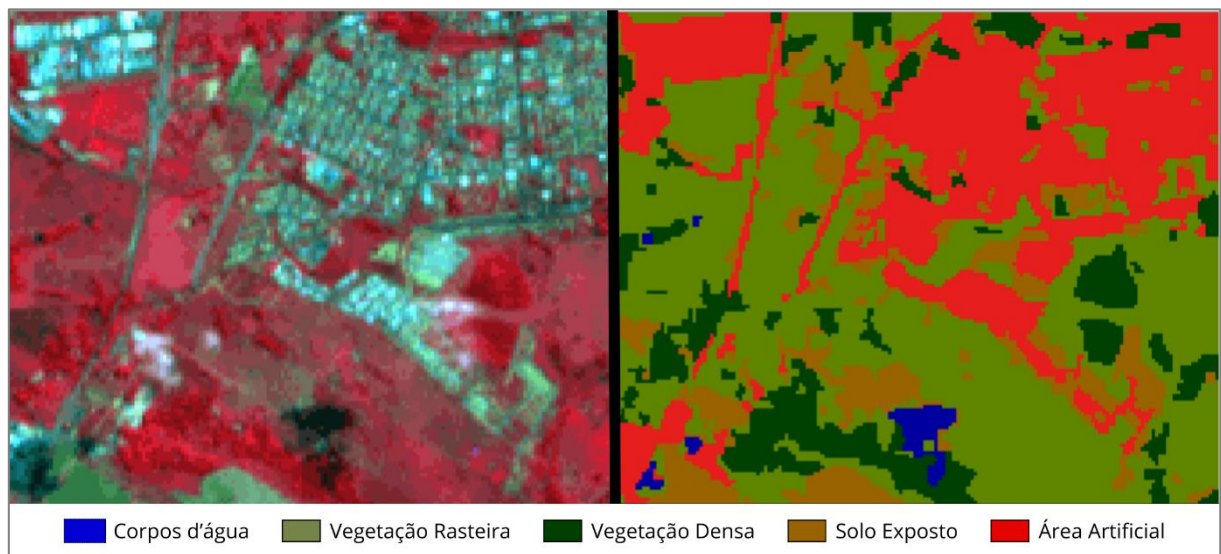
porção superior direita da cena. Devido a tal, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no primeiro quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi satisfatória.

b) Segundo quadrante:

Para a análise do segundo quadrante, está ilustrada, na Figura 33, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 33 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (regiões, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se, inicialmente, que a parte superior da imagem classificada apresenta alta fidelidade espacial para todas as classes temáticas, com destaque para a correta representação de contornos arbóreos e áreas de vegetação rasteira inseridas na região urbanizada. Ao considerar a parte inferior da imagem, essa coerência se manteve-se em grande parte, no entanto, a presença de formações de nuvens ocasionou uma classificação excessiva da classe “corpos d’água” e uma redução indevida da área atribuída à classe “vegetação densa”. Diante desses efeitos, este parâmetro foi considerado insatisfatório para o quadrante analisado.

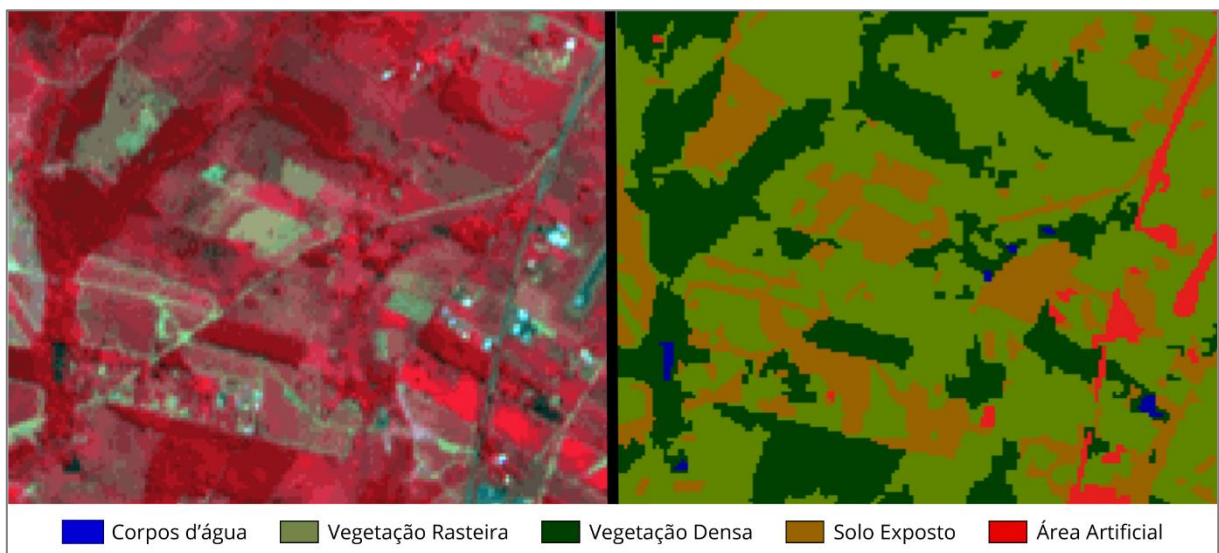
Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método demonstrou alta eficiência na definição de contornos precisos, inclusive em áreas mais delicadas. Destacaram-se, nesse aspecto, a correta delimitação de pequenos açudes localizados na lateral esquerda da cena e os contornos de vegetação inseridos na área urbanizada. Em função desses resultados, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados ruídos espectrais significativos, mas houve a identificação de padrões artificiais de classificação por conta da formação de nuvens. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no segundo quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi insatisfatória.

c) Terceiro quadrante:

Para a análise do terceiro quadrante, está ilustrada, na Figura 34, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 34 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (regiões, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou desempenho satisfatório na classificação temática, com boa correspondência em relação à imagem de amostragem. Destacou-se a fidelidade na representação espacial das vias asfaltadas, enquanto se ressalta uma pequena classificação indevida da classe “corpos d’água” na porção inferior esquerda da

imagem. Diante desses aspectos, o primeiro quadrante foi considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

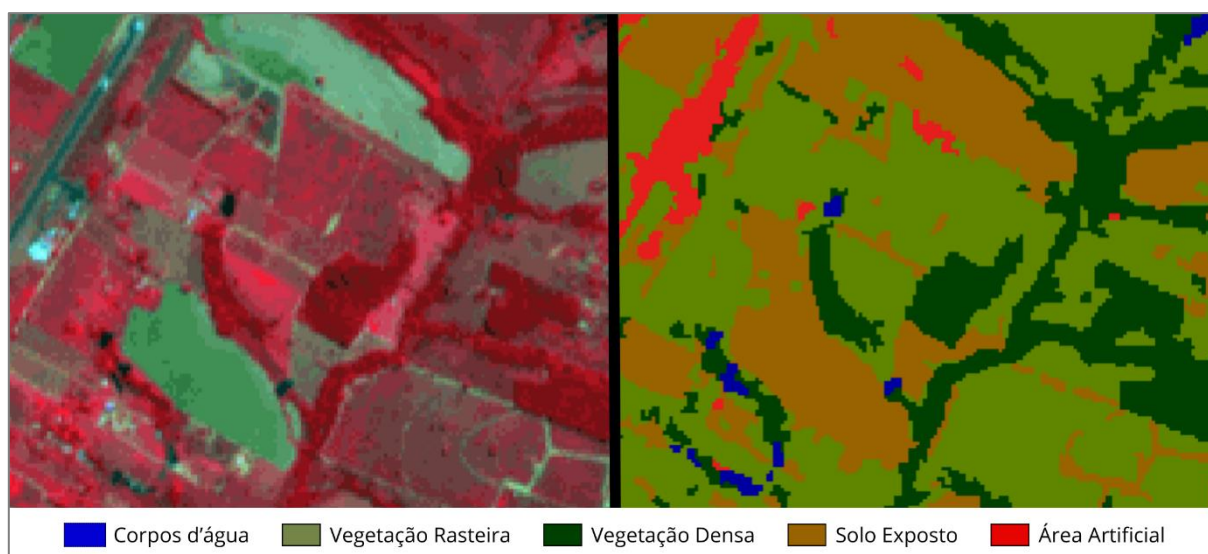
Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método mostrou-se eficiente na delimitação de detalhes para todas as classes temáticas, com destaque para caminhos de terra e, novamente, para as vias asfaltadas. Devido a tal, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por regiões no terceiro quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi satisfatória.

d) Quarto quadrante:

Para a análise do quarto quadrante, ilustrada, na Figura 35, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 35 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (regiões, CBERS-4A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, o método mostrou-se hábil na classificação temática, com boa correspondência em relação à imagem de amostragem para todas as classes. Destacaram-se, apenas, pequenas classificações indevidas da classe “área artificial” na porção mediana superior e central esquerda da imagem. Diante desses aspectos, o primeiro quadrante foi considerado satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

Em relação à precisão na delimitação de bordas, observou-se que o método se provou eficiente na definição de contornos detalhados para todas as classes, com destaque para a classificação precisa de pequenos açudes e caminhos de terra, e ressalva para uma leve homogeneização da “área artificial”. Devido a esse desempenho, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no quarto quadrante da imagem do satélite CBERS-4A foi satisfatória.

5.2.3 SENTINEL-2A

A imagem utilizada para a coleta das amostras de treinamento do satélite SENTINEL-2A, já segmentada em quadrantes, está apresentada na Figura 36.

Figura 36 – Imagem do SENTINEL-2A segmentada por quadrantes



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

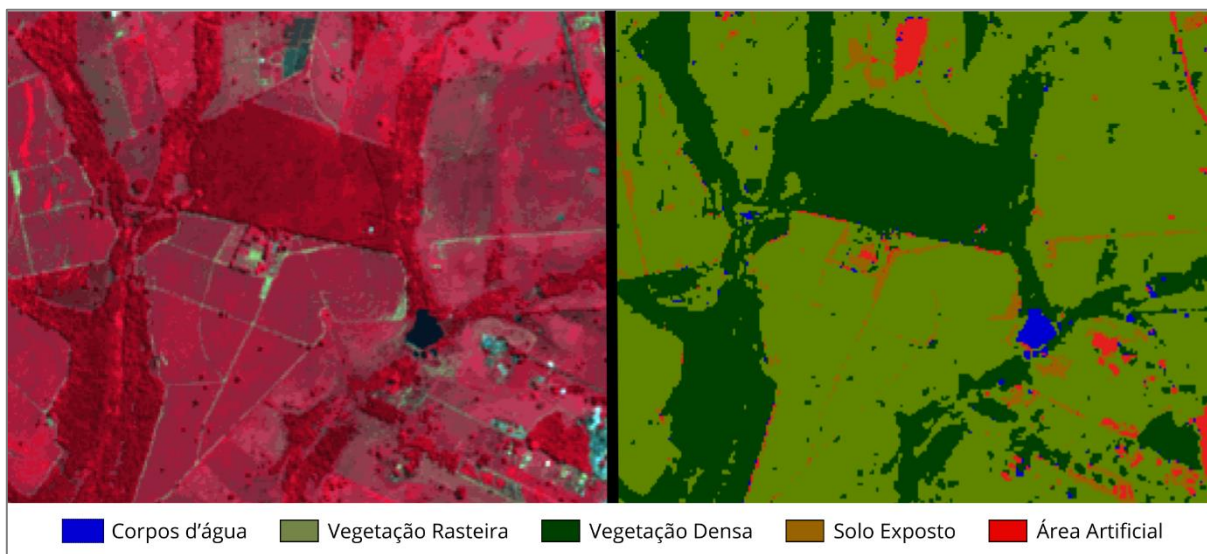
5.2.3.1 Método de Maxver-ICM

A partir da comparação entre os quadrantes da imagem composta do satélite SENTINEL-2A com os da imagem temática gerada pelo método de Maxver-ICM, é possível dar início à discussão da análise visual parametrizada realizada com o auxílio da ferramenta “acoplar” do *software* SPRING. Ademais, é válido destacar que o desempenho médio de amostragem desta classificação foi de 96,25%, refletindo uma boa taxa de consistência interna do classificador ao alocar corretamente os pixels das amostras de treinamento para suas respectivas classes temáticas.

a) Primeiro quadrante:

Para a análise do primeiro quadrante, está ilustrada, na Figura 37, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 37 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou desempenho satisfatório na alocação das classes temáticas, com boa correspondência em relação à imagem de amostragem. No entanto, foram identificadas diversas classificações pontuais e indevidas das classes “corpos d’água” e “área artificial” em contornos e regiões de sombra, que, quando somadas, comprometem parcialmente a qualidade da coerência espacial. Mediante isso, o primeiro quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

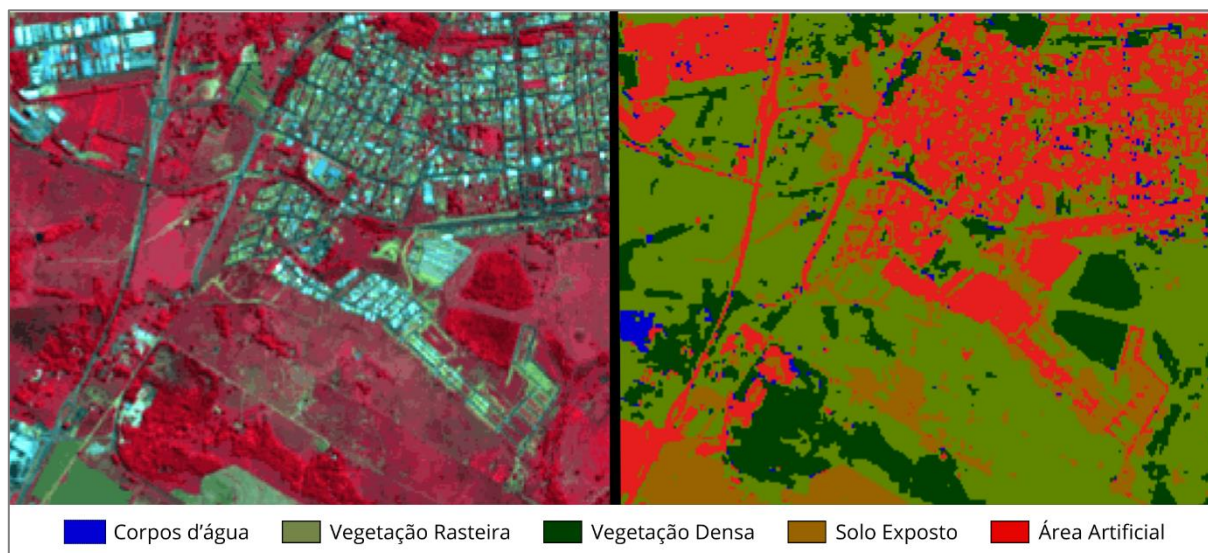
Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método demonstrou eficiência, especialmente na classificação da vegetação densa, na identificação de caminhos de terra e na definição de vias asfaltadas. No entanto, em áreas mais complexas ou com presença de sombras nas transições entre classes, apresentou falhas, com classificações equivocadas de algumas faixas como “área artificial” ou “corpos d’água”. Por estes motivos, o quadrante foi considerado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por pixel no primeiro quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi insatisfatória.

b) Segundo quadrante:

Para a análise do segundo quadrante, está ilustrada, na Figura 38, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 38 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou falhas na classificação precisa das classes “área artificial”, “corpos d’água” e “solo exposto”, com subestimação da primeira e superestimação das duas últimas. Esse comportamento é especialmente evidente na região urbanizada da imagem, onde ocorrem as principais inconsistências. Além disso, nota-se uma

classificação incorreta na porção inferior esquerda da imagem temática, onde a classe “corpos d’água” foi atribuída a uma área que corresponde, na realidade, à “vegetação rasteira”. Diante dessas falhas, o quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

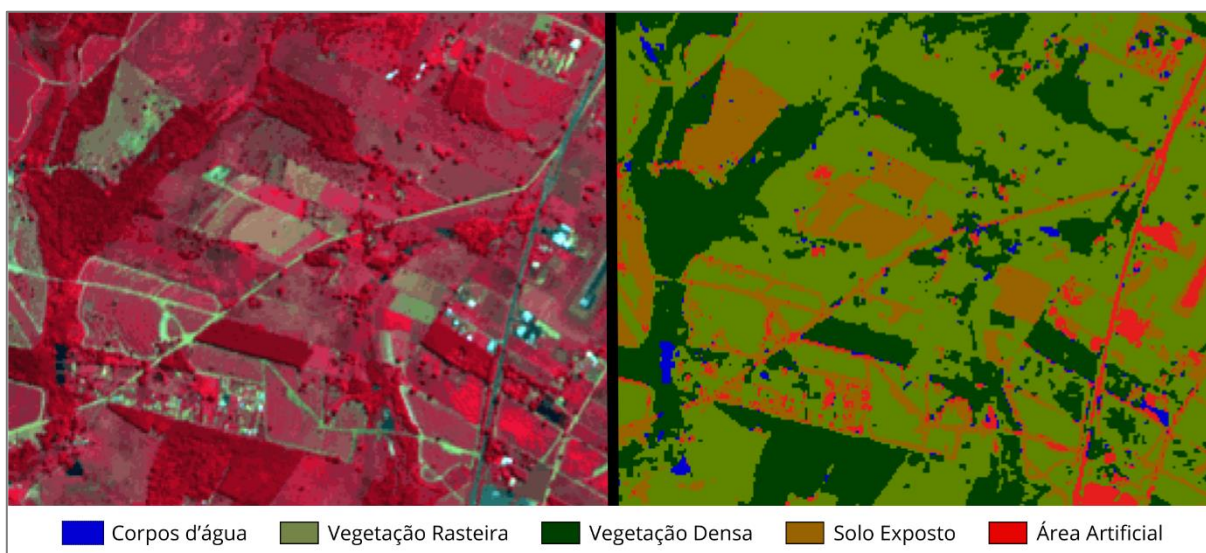
Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método apresentou dificuldades em definir corretamente os limites entre classes na região urbanizada da imagem. Em razão dessas imprecisões, o quadrante foi considerado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação, mas houve ruído espectral identificado na forma das classificações indevidas e pontuais da classe “corpos d’água”. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por pixel no segundo quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi insatisfatória.

c) Terceiro quadrante:

Para a análise do terceiro quadrante, está ilustrada, na Figura 39, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 39 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método apresentou erros significativos na classificação da classe “corpos d’água”, evidentes principalmente nos quatro cantos da imagem temática. Além disso, foram

identificadas diversas pequenas áreas classificadas indevidamente como “área artificial”. Diante dessas inconsistências, o quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

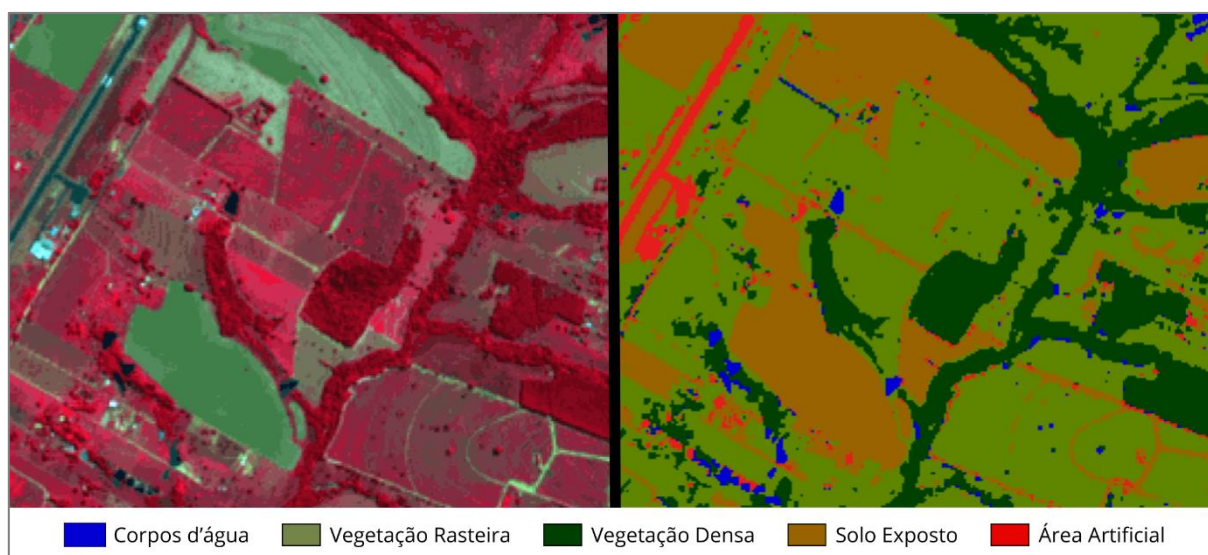
Em relação à precisão na delimitação de bordas, apesar do bom delineamento da classe “vegetação densa”, o método apresentou dificuldades na definição precisa dos limites entre classes em diversas regiões de transição da imagem temática. Devido a essas imprecisões, o quadrante foi considerado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, e semelhante ao quadrante anterior, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação, mas houve ruído espectral identificado na forma das classificações indevidas e pontuais da classe “corpos d’água”. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por pixel no terceiro quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi insatisfatória.

d) Quarto quadrante:

Para a análise do quarto quadrante, está ilustrada, na Figura 40, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 40 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (pixel, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se, novamente, que o método apresentou erros significativos na distribuição da classe

“corpos d’água”, evidentes principalmente em contornos e transições de classes. Além disso, também foram identificadas diversas pequenas áreas classificadas indevidamente como “área artificial”. Diante dessas inconsistências, o quadrante foi considerado insatisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

Quanto à precisão na delimitação de bordas, apesar da boa delimitação da classe “vegetação densa”, o método apresentou dificuldades, mais uma vez, para definir corretamente as bordas dos limites nas regiões de troca entre classes para diversos pontos da imagem temática. Em razão dessas imprecisões, o quadrante foi considerado insatisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, e semelhante ao quadrante anterior, houve ruído espectral identificado na forma das classificações indevidas e pontuais da classe “corpos d’água”. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por pixel no quarto quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi insatisfatória.

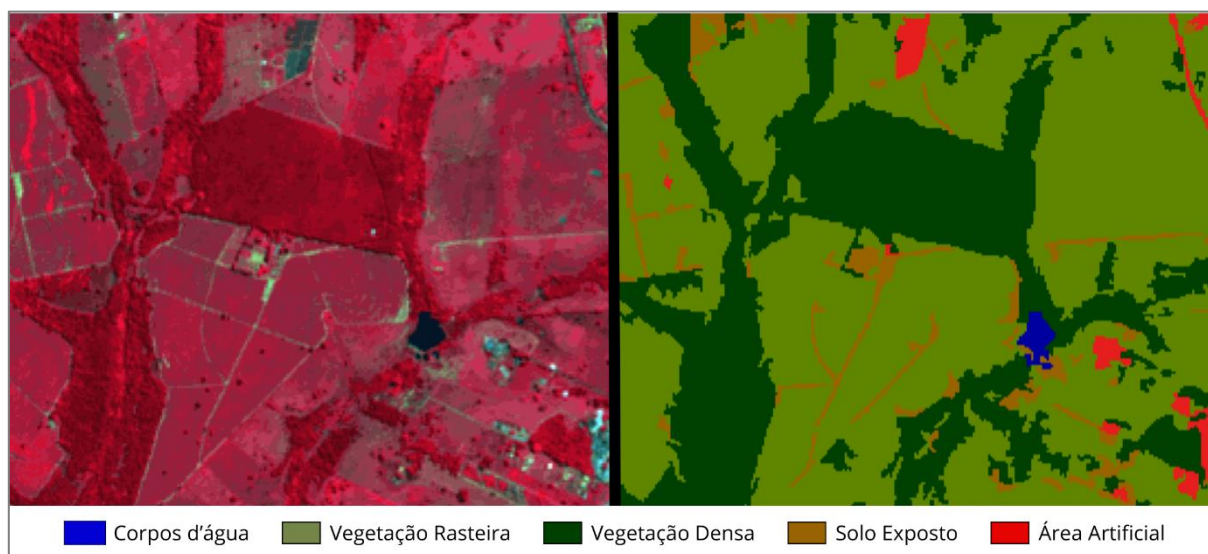
5.2.3.2 Método de Bhattacharyya

Assim como realizado para o método classificador anterior, iniciou-se a análise visual parametrizada para o método de Bhattacharyya.

a) Primeiro quadrante:

Para a análise do primeiro quadrante, está ilustrada, na Figura 41, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 41 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 1º quadrante (regiões SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observou-se que o método por regiões apresentou desempenho altamente satisfatório, com sobreposição quase exata entre as classes temáticas e suas respectivas áreas na imagem amostral. Em uma análise mais detalhada, foram identificadas pequenas classificações indevidas da classe “área artificial” na lateral mediana esquerda e na porção inferior direita da imagem temática, além de uma leve homogeneização das classes “solo exposto” e “vegetação rasteira”. Ainda assim, considerando o desempenho geral, o quadrante foi classificado como satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

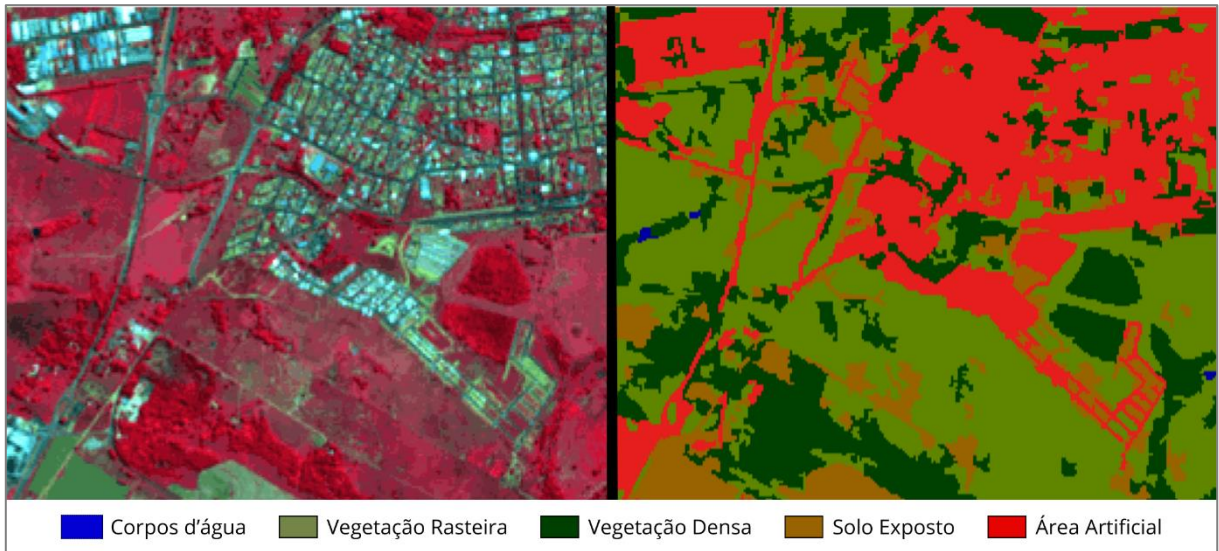
Em relação à precisão na delimitação de bordas, o método provou-se excelente na delimitação precisa de todas as classes temáticas do quadrante, com ênfase em contornos delicados, como caminhos de terra e linha férrea localizada no canto superior direito da imagem amostral. Em uma análise mais detalhada, foram identificados pequenos açudes que não foram delimitados na porção direita da imagem. Diante destas observações, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no primeiro quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi satisfatória.

b) Segundo quadrante:

Para a análise do segundo quadrante, está ilustrada, na Figura 42, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 42 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 2º quadrante (regiões, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observa-se, novamente, que o método por regiões apresentou desempenho satisfatório, com sobreposição muito alinhada entre as classes temáticas e suas respectivas áreas na imagem amostral. Destacam-se as pequenas classificações temáticas de áreas como vegetação densa e rasteira em meio a região urbanizada, além do êxito na coerência espacial das estradas de chão e vias asphaltadas. Diante disso, o quadrante foi classificado como satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

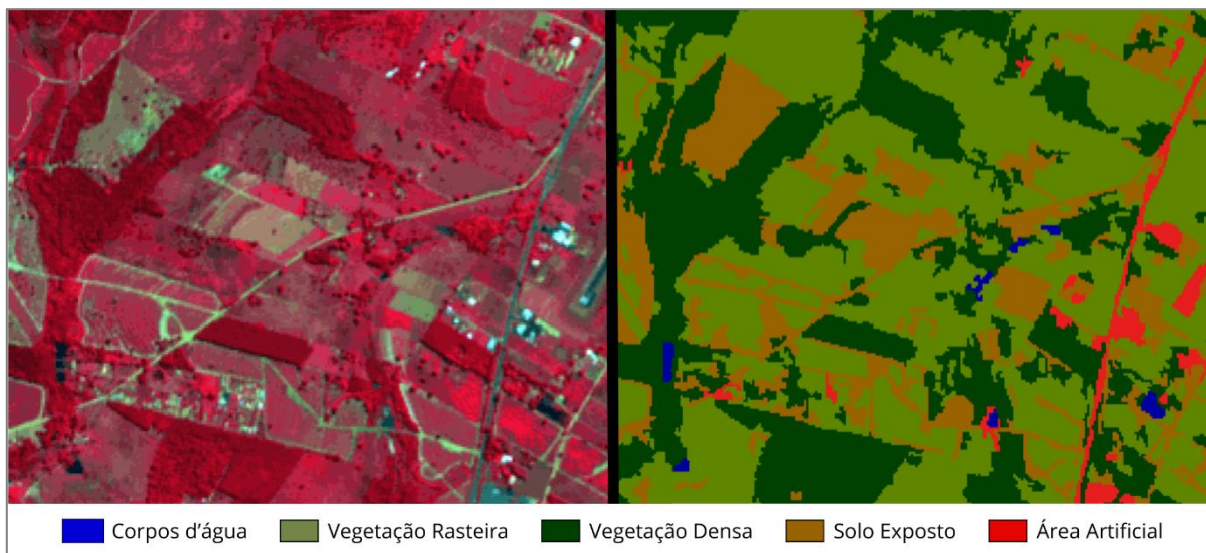
Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método provou-se capaz de delimitar, de maneira precisa, os limites de todas as classes temáticas do quadrante, novamente com ênfase em contornos delicados, como caminhos de terra, vias asphaltadas e pequenos açudes. Diante destas observações, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no segundo quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi satisfatória.

c) Terceiro quadrante:

Para a análise do terceiro quadrante, está ilustrada, na Figura 43, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 43 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 3º quadrante (regiões, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Ao analisar o parâmetro de coerência espacial das classes, observa-se, mais uma vez, uma excelente sobreposição para todas as áreas da imagem temática. Em uma análise mais detalhada, identificam-se pequenas classificações indevidas de “área artificial” e “corpos d’água”, seguidas de uma leve homogeneização. Ainda, considerando o panorama geral, o quadrante foi classificado como satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

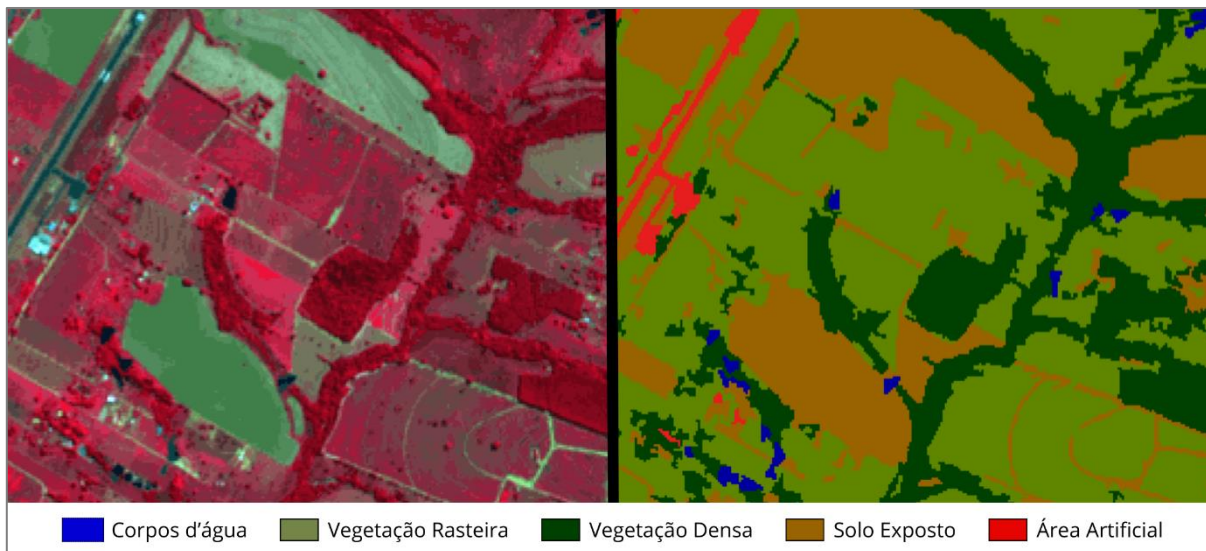
Quanto à precisão na delimitação de bordas, o método provou-se, novamente, capaz de delimitar, de maneira precisa, os limites de todas as classes temáticas do quadrante, com ênfase em contornos delicados, como caminhos de terra e vias asfaltadas. Diante destas observações, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por fim, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, concluiu-se que a classificação por regiões no segundo quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi satisfatória.

d) Quarto quadrante:

Para a análise do quarto quadrante, está ilustrada, na Figura 44, a distinção das imagens sobrepostas visualizadas durante o processo de acoplagem.

Figura 44 – Ferramenta “acoplar” aplicada ao 4º quadrante (regiões, SENTINEL-2A)



Fonte – Adaptado do *software* SPRING.

Na análise do parâmetro de coerência espacial das classes, observa-se, novamente, uma excelente entre as classes temáticas e suas respectivas áreas na imagem amostral. Em uma análise mais detalhada, identifica-se uma leve homogeneização das áreas das classes “corpos d’água” e “vegetação densa”. Ainda assim, em uma consideração geral, o quadrante foi classificado como satisfatório quanto à coerência espacial das classes temáticas.

Em relação precisão na delimitação de bordas, o método provou-se, mais uma vez, eficiente em delimitar de maneira precisa as linhas de transição entre todas as classes temáticas do quadrante, com ênfase em contornos delicados, como caminhos de terra e açudes. Mediante as observações, o quadrante foi considerado satisfatório no critério de delimitação de bordas.

Por último, quanto à presença de artefatos, não foram identificados padrões artificiais de classificação ou ruídos espectrais significativos. Assim, considerando os critérios estabelecidos, conclui-se que a classificação por regiões no segundo quadrante da imagem do satélite SENTINEL-2A foi satisfatória.

5.3 Análise Segmentada por Método Classificador

5.3.1 Método de Maxver-ICM

Em uma análise geral das imagens de satélite classificadas pelo método Maxver-ICM, é possível identificar padrões recorrentes relacionados às características desta modalidade de classificação supervisionada por pixel.

Entre os principais erros observados nos quadrantes analisados, destacam-se a dificuldade na identificação correta de áreas espectralmente complexas, a limitação na delimitação precisa das bordas entre classes adjacentes, a classificação excessiva de algumas classes, como “corpos d’água”, e o aumento da ocorrência de ruídos espectrais, especialmente em imagens com maior resolução espacial. Esse último fator se deve à sensibilidade elevada do classificador a variações sutis entre pixels vizinhos, o que pode gerar fragmentações e classificações inconsistentes em regiões heterogêneas.

Para identificar qual satélite forneceu as imagens temáticas mais adequadas, conforme os parâmetros de satisfatoriedade adotados para os quatro quadrantes, foi apresentado, no Quadro 7, a relação entre as imagens dos satélites e seus respectivos atendimentos aos critérios definidos, considerando as classificações realizadas pelo método Maxver-ICM.

Quadro 7 – Atendimento aos parâmetros de satisfatoriedade para Maxver-ICM

Quadrantes de Maxver-ICM	Atende aos parâmetros de satisfatoriedade?		
	LANDSAT-9	CBERS-4A	SENTINEL-2A
1º Quadrante	Sim	Não	Não
2º Quadrante	Não	Não	Não
3º Quadrante	Não	Sim	Não
4º Quadrante	Não	Sim	Não
Classificação final	Não	Não	Não

Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Com base nos dados apresentados, observou-se que nenhum dos satélites obteve classificação final satisfatória segundo os critérios definidos neste trabalho para os métodos classificadores, que exigem todos os quadrantes satisfatórios.

O satélite CBERS-4A apresentou desempenho intermediário, com dois quadrantes classificados como satisfatórios cada e o LANDSAT-9 apresentou um desempenho relativamente ruim, com apenas um quadrante classificado como satisfatório. Por fim, o SENTINEL-2A não atendeu aos critérios de satisfatoriedade em nenhum dos quadrantes analisados, resultando no desempenho mais baixo entre os satélites avaliados.

Esses resultados, obtidos sem correção humana na etapa pós-classificatória, além de refletirem as limitações do método Maxver-ICM diante de variações espaciais e espectrais na área de classificação deste estudo, que foi relativamente pequena, podem também ser consequência de um processo de treinamento mais trabalhoso e sujeito à subjetividade.

5.3.2 Método de Bhattacharyya

Em uma análise geral das imagens de satélite classificadas pelo método de Bhattacharyya, é possível identificar padrões característicos dessa abordagem por regiões. Essa modalidade de classificação se destacou pela maior coerência espacial e homogeneidade interna das classes, resultado da segmentação prévia da imagem em regiões com comportamento espectral semelhante. No entanto, é válido destacar que a segmentação em regiões depende da sensibilidade do operador.

Entre os principais problemas observados nos quadrantes analisados, destacam-se a tendência à homogeneização excessiva, que pode levar à fusão de classes distintas em áreas de transição, e a dificuldade, em imagens de menor resolução, na representação de feições finas, como vias estreitas ou pequenos corpos d'água. Essas limitações refletem a natureza estatística do método, que prioriza a consistência interna das regiões segmentadas, mesmo que isso reduza a sensibilidade a detalhes espaciais menores.

Para identificar qual satélite forneceu as imagens temáticas mais adequadas segundo os parâmetros de satisfatoriedade adotados para os quatro quadrantes, o Quadro 8 apresenta a relação entre as imagens dos satélites e seus respectivos atendimentos aos critérios definidos, considerando as classificações realizadas com o método Bhattacharyya.

Quadro 8 – Atendimento aos parâmetros de satisfatoriedade para Bhattacharyya

Quadrantes de Bhattacharyya	Atende aos parâmetros de satisfatoriedade?		
	LANDSAT-9	CBERS-4A	SENTINEL-2A
1º Quadrante	Sim	Sim	Sim
2º Quadrante	Sim	Não	Sim
3º Quadrante	Sim	Sim	Sim
4º Quadrante	Não	Sim	Sim
Classificação final	Não	Não	Sim

Fonte – Elaborado pelo próprio autor.

Com base nos dados apresentados, observou-se que apenas o satélite SENTINEL-2A atendeu plenamente aos critérios de satisfatoriedade, apresentando desempenho satisfatório em todos os quatro quadrantes analisados. Os satélites LANDSAT-9 e CBERS-4A, embora próximos, não alcançaram a classificação final satisfatória.

Esses resultados reforçam o bom desempenho do classificador de Bhattacharyya quando aplicado a imagens de alta resolução em relação à escala da área de estudo, como as do SENTINEL-2A para este trabalho, que favoreceu uma segmentação regional com maior nível de detalhamento e coerência temática.

É válido destacar que segmentação regional do método também pode ser considerada um fator que contribui para a melhoria dos resultados, pois torna o processo de coleta de amostras mais ágil, intuitivo e menos suscetível à subjetividade.

6 CONCLUSÃO

As análises por quadrantes revelaram padrões ordinários de cada método: enquanto o Maxver-ICM se destacou na representação de detalhes pontuais, foi mais suscetível a ruídos espectrais, o Bhattacharyya, por sua vez, apresentou melhor coerência temática e de bordas, embora com leve tendência à homogeneização. É válido destacar que os resultados obtidos para este estudo estão diretamente atrelados às particularidades da área estudada, aos satélites, às condições atmosféricas no momento da coleta de dados e aos algoritmos de classificação utilizados.

Quanto aos satélites, destaca-se que, embora a série LANDSAT tenha apresentado resultados ligeiramente inferiores nas classificações para a área de estudo, seu valor está agregado na ampla disponibilidade de imagens históricas. O CBERS-4A, por sua vez, demonstrou desempenho semelhante ao do SENTINEL-2A em alguns quadrantes, mas teve sua eficácia comprometida pela presença de formações de nuvens nas imagens analisadas, o que afetou negativamente seus resultados segundo os parâmetros adotados neste estudo.

Por fim, com base na consolidação das análises segmentadas, ficou evidente que a combinação entre o classificador por regiões de Bhattacharyya e a imagem do satélite SENTINEL-2A se destacou por apresentar excelente detalhamento visual, tematização precisa de áreas sensíveis e elevada coerência espacial na distribuição das classes. Essa configuração gerou um produto final fiel à realidade da área estudada, sendo, portanto, considerada a mais satisfatória para o mapeamento de uso e ocupação do solo dentre todas as avaliadas para a área em questão.

REFERÊNCIAS

- AGÊNCIA ESPACIAL BRASILEIRA. **Satélites**. 2023. Disponível em: <<https://www.gov.br/aeb/pt-br/acoes-e-programas/aplicacoes-espaciais/satelites>>. Acesso em: 15 abr. 2025.
- BERTAO, E. F. ; RICARDI, A. M. ; LIMA, César Gustavo da Rocha . Análise Multitemporal do Uso e Cobertura da Terra e Potencial de Degradação do Solo na Microbacia do Córrego Laranja Azeda Município de Pereira Barreto, SP. **REVISTA CIENTÍFICA ANAP BRASIL** , v. 12, p. 54-71, 2019.
- BRASILEIRO, F. G.; OLIVEIRA, C. M.; RODRIGUES, R. A.; DELGADO, R. C. Classificação De Imagem Orbital Pelo Método Máxima Verossimilhança Em Quixeramobim, Ceará, Brasil. **Rev. Geogr. Acadêmica**, v.10, n.1, 2016. ISSN 1678-7226.
- CÂMARA, G.; DAVIS, C.; MONTEIRO, A. **Introdução à Geoinformática**. 2001. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/>>. Acesso em: 02 abr. 2025.
- CÂMARA, G.; MEDEIROS, C. B.; CASANOVA, M.; MAGALHÃES, A. H. **Anatomia de Sistemas de Informação Geográfica**. Escola de Computação, SBC, 1996. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/anatomia.pdf>>. Acesso em: 25 mar. 2025.
- CÂMARA, G.; SOUZA, R.; FREITAS, U.; CASANOVA, M. **SPRING: Processamento de imagens e dados georreferenciados**. In: Proceedings of V Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI 92). p. 233-242, 1992.
- CAMARA, G.; SOUZA, R.; FREITAS, U.; GARRIDO, J. **SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling**. Computers & Graphics, 20: (3) 395-403, May-Jun 1996.
- CAMPOS, W. W.; GASPAR, J.; LAGE, M. O.; KAWASHIMA, R. S.; GIANNOTTI, M.; QUINTANILHA, J. A. Avaliação de classificadores de imagem de satélite a partir do uso de uma técnica de votação. RBC. **Revista Brasileira de Cartografia (Online)**, v. 68, p. 1653-1664, 2016.
- CLARKE, K. C. **Advances in Geographic Information Systems, Computers, Environment and Urban Systems**. Vol. 10, p. 175-184, 1986.
- COSTA, C.A.R. **Introdução a processamento digital de imagens: uma abordagem voltada para sensoriamento remoto e funcionalidades do sistema SPRING**. Campinas: EMBRAPACNPTIA, 1998. 45p. (EMBRAPA-CNPTIA. Relatório Técnico, 4).
- COWEN, D. J. **GIS versus CAD versus DBMS: What Are the Differences?** Department of Geography and SBS Lab, University of South Carolina, Columbia, SC 29208, 1990.
- CARVALHO, M. B.; GIOVANINI JUNIOR, N.; LOLLO, J. A.; LIMA, César Gustavo da Rocha. PRÉ-SELEÇÃO DE ÁREAS PARA IMPLANTAÇÃO DE ATERROS SANITÁRIOS: ABORDAGEM COMPOSTA APLICADA AO MUNICÍPIO DE MIRANDÓPOLIS, SP. **GEOCIÊNCIAS (SÃO PAULO. ONLINE)**, v. 38, p. 717-729, 2019.

CROSTA, A. P. **Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto**. UNICAMP/Instituto de Geociências, 1999. ISBN 85-85369-02-7.

DIVISÃO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS (DPI), INPE. **Introdução ao Sensoriamento Remoto**. 2006. Disponível em: <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/introducao_sen.html>. Acesso em: 14 abr. 2025.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). **CBERS - China-Brazil Earth Resources Satellite ou Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres**. 2020. Disponível em: < <https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/cbers>>. Acesso em: 15 abr. 2025.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). **LANDSAT - Land Remote Sensing Satellite**. 2020. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/landsat>>. Acesso em: 15 abr. 2025.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA). **SENTINEL - Missão Sentinel**. 2020. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/satelites-de-monitoramento/missoes/sentinel>>. Acesso em: 16 abr. 2025.

ERBERT, M. **Uso da Análise Discriminante Regularizada (RDA) no Reconhecimento de Padrões em Imagens Digitais Hiperespectral de Sensoriamento Remoto**. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2001.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA). **Sentinel online**. 2025. Disponível em: <<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions>>. Acesso em: 15 abr. 2025.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA). **The Sentinel missions**. 2025. Disponível em: <https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/The_Sentinel_missions>. Acesso em: 16 abr. 2025.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA) / COPERNICUS (European Commission's Earth Observation Program). **Copernicus Operations**. 2025. Disponível em: <<https://sentiwiki.copernicus.eu/web/copernicus-programme>>. Acesso em: 16 abr. 2025A.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA) / COPERNICUS (European Commission's Earth Observation Program). **S2 Mission**. 2025. Disponível em: < <https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-mission>>. Acesso em: 24 mar. 2025B.

FOODY, G. M. **Status of land cover classification accuracy assessment**. Remote Sensing of Environment, v. 80, n. 1, 2002.

FUSSEL, J.; RUNDQUIST, D. **On Defining Remote Sensing**. University of Nebraska, 1986.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Câmeras Imageadoras**. 2024. Disponível em: < <https://www.gov.br/inpe/pt-br/programas/cbers/sobre-o-cbers-1/cbers-04a/cameras-imageadoras/>>. Acesso em: 14 abr. 2025.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Satélite Sino-Brasileiro de Recursos Terrestres (CBERS)**. 2024. Disponível em: <<http://www.cbers.inpe.br/>>. Acesso em: 14 abr. 2025.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Sistema de Processamento de Informações Georreferenciadas - SPRING**. 2022. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/spring/>>. Acesso em: 14 mai. 2025.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Usos e Aplicações - CBERS-1, 2, 2B, 3, 4 e 4A**. 2024. Disponível em: <<https://www.gov.br/inpe/pt-br/programas/cbers/sobre-o-cbers-1/cbers-04a/usos-e-aplicacoes>>. Acesso em: 14 abr. 2025.

JENSEN, J. R. **Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective**. 2. ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1996.

LI, S. Z. **Markov Random Field Modeling in Image Analysis**. 3. ed. London: Springer, 2009.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento e metodologias de aplicação**. 4.ed. atual e ampl. Ed. UFV, 422p, 2001.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA). **Landsat missions**. Disponível em: <<http://landsat.usgs.gov/>>. Acesso em: 24 mar. 2025.

OLIVEIRA, B. S.; MATAVELI, G. A. Avaliação do desempenho dos classificadores Ioseg e Bhattacharyya para o mapeamento de áreas de cana-de-açúcar no município de Barretos-SP. **Anais XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto – SBSR**, 2013. INPE.

Prefeitura Municipal de Votuporanga. **Plano Municipal de Desenvolvimento Rural Sustentável (PMDRS)**. Conselho Municipal de Desenvolvimento Rural (CMDR), Casa da Agricultura (CA), Escritório de Desenvolvimento Rural (EDR). 2010.

QUEIROZ, R. B.; RODRIGUES, A. G.; GÓMEZ, A. T. Estudo Comparativo entre as Técnicas Máxima Verossimilhança Gaussiana e Redes Neurais na Classificação de Imagens IR-MSS CBERS 1. In: **I WorkComp Sul**, Palhoça, 2004.

RICHARDS, J.; XIUPING, J. **Remote sensing digital image analysis: an introduction**. 5 ed. Berlin: Springer-Verlag, p. 194-199, 2013.

ROSA, R. **Introdução ao sensoriamento remoto**. Uberlândia, MG: EDUFU, 2007.

RUDORFF, B. **Produtos de sensoriamento remoto**. Divisão de Sensoriamento Remoto, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. 2002. Disponível em: <<http://www3.inpe.br/unidades/cep/atividadescep/educasere/apostila.htm#bernardo>>. Acesso em: 29 mar. 2025.

SAMUEL, N. G. *et al.* **LANDSAT'S ENDURING LEGACY Pioneering - Global Land Observations from Space**. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, 2017. ISBN 1-57083-101-7. DOI: 10.14358/ASPRS.1.57083.101.7.

SANTOS, A. L.; SANTOS, F. Mapeamento das classes de uso e cobertura do solo da bacia hidrográfica do rio Vaza-Barris, Sergipe. **Revista Multidisciplinar Da Uniesp: Saber Acadêmico**, 2010.

SAUSEN, T. M. Projeto Educa SeRe III - Elaboração de Carta-imagem CBERS. 29th **International Symposium on Remote Sensing of Environment (IRSE)**, 2002. Disponível em: <https://educacaoespacial.files.wordpress.com/2010/10/ijespacial_14_sensoriamento_remoto.pdf>. Acesso em: 29 mar. 2025.

SILVA, L. F.; BARBOSA, E. H.; CUNHA, E. R.; BACANI, V. M. **Análise da Eficiência de Classificadores Supervisionados no Mapeamento e Uso da Terra e Cobertura Vegetal**. Geofronter, Campo Grande, n.2, v.1, 2016. ISSN 2447-9195.

TÔSTO, S. G.; RODRIGUES, A. G.; BOLFE, E. L.; BATISTELLA, M. (Ed.). **Geotecnologias e geoinformação**. Brasília, DF: Embrapa, 2014.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS). **Landsat Satellite Missions**. 2024. Disponível em: <https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat/landsat-satellite-missions?qt-science_support_page_related_con=2#qt-science_support_page_related_con>. Acesso em: 15 abr. 2025.