



Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Alexandra Maya Werneck Magalhães

**Proposta Metodológica para a Identificação de Áreas com
Evidência de Erosão Hídrica do Solo Através de Sensoriamento
Remoto e Aprendizado de Máquina**

Rio de Janeiro

2025

Alexandra Maya Werneck Magalhães

**Proposta Metodológica para a Identificação de Áreas com Evidência de Erosão
Hídrica do Solo Através de Sensoriamento Remoto e Aprendizado de Máquina**

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Doutora, ao Programa de Pós-Graduação em Meio Ambiente da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Linha de pesquisa: Conservação do Meio Ambiente.

Orientador: Prof.^a Dra. Margareth Simões

Coorientador: Prof. Dr. Mateus Benchimol Ferreira de Almeida

Rio de Janeiro

2025

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UERJ / REDE SIRIUS / BIBLIOTECA CTC-A

M189 Magalhães, Alexandra Maya Werneck.
Proposta metodológica para a identificação de áreas com evidência de erosão hídrica do solo através de sensorimanto remoto e aprendizado de máquina/ Alexandra Maya Werneck Magalhães. – 2025.
157 f. : il.

Orientadora: Margareth Simões
Coorientador: Mateus Benchimol Ferreira de Almeida
Tese (Doutorado em Meio Ambiente) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro.

1. Solos – Erosão – Valença (RJ) - Teses. 2. Processamento de imagens - Técnicas digitais - Teses. 3. Sensoriamento remoto - Teses. I. Simões, Margareth. II. Almeida, Mateus Benchimol Ferreira de. III. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. IV. Título.

CDU 504

Patricia Bello Meijinhos CRB7/5217 - Bibliotecária responsável pela elaboração da ficha catalográfica

Autorizo, apenas para fins acadêmicos e científicos, a reprodução total ou parcial desta tese, desde que citada a fonte.

Assinatura

Data

Alexandra Maya Werneck Magalhães

**Proposta Metodológica para a Identificação de Áreas com Evidência de Erosão
Hídrica do Solo Através de Sensoriamento Remoto e Aprendizado de Máquina**

Tese apresentada como requisito parcial
para obtenção do título de Doutora, ao
Programa de Pós-Graduação em Meio
Ambiente da Universidade do Estado do
Rio de Janeiro. Linha de pesquisa:
Conservação do Meio Ambiente.

Aprovada em 16 de dezembro de 2025.

Banca Examinadora:

Prof.^a Dra. Margareth Simões (Orientadora)

Engenharia de Sistemas e Computação - UERJ

Dr. Mateus Benchimol Ferreira de Almeida (Coorientador)

Instituto de Geografia - UERJ

Dr. Rodrigo Peçanha Demonte Ferraz

Embrapa Solos

Dr. Enio Fraga

Embrapa Solos

Prof.Dr. Patrick Calvano Kuchler

Instituto de Geografia - UERJ

Prof. Dr. Thiago Medeiros Carvalho

Engenharia de Sistemas e Computação - UERJ

Rio de Janeiro

2025

DEDICATÓRIA

Dedico o resultado deste trabalho aos meus pais e avós, *in memoriam*, especialmente à minha avó Myrtha, que sempre fez de tudo para que as netas tivessem a melhor educação possível. Tenho certeza que ficaria muito feliz de me ver chegar até aqui.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente ao meu esposo Raul pelo apoio, amor e compreensão com o período de ausência. Em seguida à professora Margareth Simões pela orientação deste trabalho e, principalmente, por ter acreditado que, mesmo com obstáculos, no final iria dar certo. Ao meu coorientador, Dr. Mateus de Almeida, pelo encorajamento nos momentos difíceis, pela orientação, revisão e também por ter enfrentado os desafios e acreditado na vitória junto comigo. Ao Dr. Rodrigo Ferraz pela colaboração, participação nas reuniões e apoio nas definições metodológicas.

Meus agradecimentos às secretárias do PPGMA, Jeniffer e Danielle, por toda ajuda e paciência, assim como à coordenação do Programa pelo apoio e compreensão.

Agradeço aos amigos com quem compartilhei as aflições desse período, especialmente à Fernanda, que por estar em doutoramento no mesmo período que eu, foi como minha “companheira de classe”, compartilhando dicas e encorajamento mútuo.

RESUMO

MAGALHÃES, Alexandra Maya Werneck. *Proposta Metodológica para a Identificação de Áreas com Evidência de Erosão Hídrica do Solo Através de Sensoriamento Remoto e Aprendizado de Máquina*. 2025. 157 f. Tese (Doutorado em Meio Ambiente) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2025.

A erosão hídrica do solo representa uma das principais fontes de degradação ambiental no Estado do Rio de Janeiro. Esse processo é agravado por fatores naturais como relevo acidentado e alta pluviosidade e por fatores antrópicos, como o uso inadequado do solo e a expansão desordenada de atividades agropecuárias, industriais e urbanas. Esta tese faz uma revisão bibliográfica sobre o histórico ambiental da problemática da erosão hídrica do solo no município de Vassouras, onde está localizada a área de estudo e propõe metodologias que integram sensoriamento remoto e técnicas de aprendizado de máquina para identificar e mapear áreas com evidências de erosão hídrica do solo. Foram utilizadas imagens de satélite *Sentinel-2* (*European Space Agency*) e *PlanetScope* (*Planet Labs*), analisadas com o algoritmo de aprendizado de máquina *Random Forest*. A abordagem metodológica foi aplicada e avaliada em uma área de estudo localizada na margem direita do rio Paraíba do Sul, no município de Vassouras-RJ. Como principais resultados, foram obtidos códigos em linguagem de programação *JavaScript* e mapas temáticos indicativos de processos erosivos. Esses produtos, juntamente com a metodologia desenvolvida, poderão apoiar o direcionamento de recursos e políticas públicas, o planejamento e a gestão territorial, bem como programas de recuperação de áreas degradadas.

Palavras-chave: Rio Paraíba do Sul; processamento digital de imagens de satélite; *Random Forest*; *Sentinel-2*; *PlanetScope*.

ABSTRACT

MAGALHÃES, Alexandra Maya Werneck. *Methodological Proposal for the Identification of Areas with Evidence of Soil Water Erosion through Remote Sensing and Machine Learning*. 2025. 157 f. Tese (Doutorado em Meio Ambiente) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2025.

Soil water erosion is one of the main sources of environmental degradation in the State of Rio de Janeiro. This process is intensified by natural factors such as rugged topography and high rainfall and by anthropogenic factors, such as inadequate land use and the unplanned expansion of agricultural, industrial, and urban activities. This dissertation proposed and analyzed methodologies that integrate remote sensing and machine learning techniques to identify and map areas with evidence of soil water erosion. Sentinel-2 (European Space Agency-ESA) and PlanetScope (Planet Labs) satellite imagery were used and analyzed with the Random Forest machine learning algorithm. The methodological approach was applied and evaluated in a pilot area in the Paraíba do Sul micro-watershed (Vassouras, Rio de Janeiro). The main outputs include JavaScript code and thematic maps indicative of erosive processes. These products, together with the developed methodology, may support the allocation of resources and public policies, territorial planning and management, as well as programs for the restoration of degraded areas.

Keywords: Paraíba do Sul river; Satellite Digital Image Processing; Random Forest; Sentinel-2; PlanetScope.

LISTA DE FIGURAS E QUADROS

Figura 1 - Efeito <i>splash</i> em trecho de encosta desprovido de vegetação.	28
Figura 2 - Evolução dos processos erosivos em encosta: representação esquemática da progressão dos processos erosivos ao longo de uma vertente.	29
Figura 3 - Perfil do solo e horizontes pedológicos.	30
Figura 4 - Representação esquemática de uma ravina desenvolvida em encosta.	30
Figura 5 - Representação esquemática de voçoroca dendrítica em área antropizada.	32
Figura 6 - Localização da área de estudo no município de Vassouras (RJ) e na Região Hidrográfica III – Médio Vale do Paraíba do Sul.	64
Figura 7 - Limite do bioma Mata Atlântica no território brasileiro.	66
Figura 8 - Evolução do uso e cobertura do solo no município de Vassouras, entre 1985 e 2024.	68
Figura 9 - Mapa de drenagem da área de estudo na margem direita do rio Paraíba do Sul, município de Vassouras (RJ).	72
Figura 10 - Mapa de solos (nível de subordem) da microbacia Paraíba do Sul (Vassouras, RJ).	74
Figura 11 - Mapa de unidades litoestratigráficas da área de estudo.	76
Figura 12 - Mapa de altitude, baseado no Modelo Digital de Elevação (MDE) da área de estudo.	77
Figura 13 - Mapa de declividade, derivado do MDE <i>Shuttle Radar Topography Mission</i> (SRTM), com resolução de 30 m.	78
Figura 14 - Mapa de compartimentos de relevo da área de estudo (Vassouras, RJ) e entorno.	79
Figura 15 - Normal climatológica (1991-2020) da estação Instituto Nacional de Meteorologia Avelar.	80
Figura 16 - Mapa de vulnerabilidade à erosão hídrica na área de estudo, classificado em cinco níveis de risco (de muito baixa a muito alta).	82
Figura 17 - Mapa de suscetibilidade à erosão hídrica na área de estudo, classificado em cinco níveis de risco (de muito baixa a muito alta).	82
Figura 18 - Mapa de uso e cobertura do solo, ano de 2023.	84

Figura 19 - Fluxograma macro das etapas metodológicas para cumprimento do objetivo geral e dos objetivos específicos.	94
Figura 20 - Mapa com a distribuição dos pontos onde foram coletados remotamente os polígonos das 130 amostras da classe positiva (evidência de erosão hídrica).	96
Figura 21 - Distribuição espacial das áreas com evidência de erosão hídrica identificadas nas classificações realizadas com imagens <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i> , nos períodos seco e chuvoso, na área de estudo.	105
Figura 22 - Importância relativa das variáveis no índice Gini para os modelos de classificação aplicados às imagens <i>PlanetScope</i> e <i>Sentinel-2</i> , nos períodos seco e chuvoso.	107
Figura 23 - Distribuição percentual da classe positiva nas classes de vulnerabilidade à erosão (muito baixa, baixa, moderada, alta e muito alta), para os resultados obtidos com imagens <i>PlanetScope</i> e <i>Sentinel-2</i> nos períodos seco e chuvoso.	110
Figura 24 - Recorte da comparação visual dos resultados da classificação sazonal para o período seco (junho a agosto), gerados a partir de imagens <i>PlanetScope</i> e <i>Sentinel-2</i> , sobre imagem de referência <i>PlanetScope</i> em composição colorida natural (R = B6, G = B4, B = B2).	112
Figura 25 - Recorte da comparação visual dos resultados da classificação sazonal para o período chuvoso (novembro a março), gerados a partir de imagens <i>PlanetScope</i> e <i>Sentinel-2</i> , sobre imagem de referência <i>PlanetScope</i> em composição colorida natural (R = B6, G = B4, B = B2).	113
Figura 26 - Comparação entre as áreas classificadas como positivas nos quatro cenários sazonais, a partir das imagens adquiridas pelos satélites <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i>	116
Figura 27 - Importância relativa das variáveis no índice Gini para os modelos anuais de classificação aplicados às imagens adquiridas pelo satélite <i>Sentinel-2</i> , no período de 2021 a 2025.	118
Figura 28 - Importância relativa das variáveis no índice Gini para os modelos anuais de classificação aplicados às imagens adquiridas pelo satélite <i>PlanetScope</i> , no período de 2021 a 2025.	119

Figura 29 - Resultados anuais da classificação multitemporal obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite <i>Sentinel-2</i> , no período de 2021 a 2025.	122
Figura 30 - Resultados anuais da classificação multitemporal obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite <i>PlanetScope</i> , no período de 2021 a 2025.	123
Figura 31 - Síntese gráfica da dinâmica multitemporal da área classificada como positiva, obtida a partir das imagens adquiridas pelos satélites <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i> , no período de 2021 a 2025.	124
Quadro 1 - Principais instrumentos, políticas e programas voltados à conservação do solo ou de forma direta ou que beneficiem de maneira transversal (diferenciação assinalada na coluna Eixo temático), em nível global, nacional e estadual. O quadro indica o status de implementação de cada iniciativa (ativo, encerrado ou em vigor).	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Características das bandas espectrais do satélite <i>PlanetScope</i> , com resolução de ~3 m.....	54
Tabela 2 - Correspondência de bandas do satélite <i>PlanetScope</i> em relação ao satélite <i>Sentinel-2</i>	56
Tabela 3 - Características das bandas espectrais do satélite <i>Sentinel-2</i>	58
Tabela 4 - Índices de vegetação utilizados no estudo.....	88
Tabela 5 - Síntese das métricas de avaliação da classificação binária de evidência de erosão hídrica na área de estudo, por sensor e período sazonal, sendo o seco de junho a agosto e o chuvoso de novembro a março. Os valores de acurácia no conjunto de teste, AU, AP e <i>F1-Score</i> referem-se à classe positiva, enquanto a acurácia global (AG) e Kappa referem-se ao conjunto como um todo.....	109
Tabela 6 - Erros absolutos e proporcionais da classe positiva, por sensor e período sazonal.....	109
Tabela 7 - Métricas de acurácia dos resultados da classificação das imagens adquiridas pelos satélites <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i> e processadas pelo <i>Random Forest</i> , para a classe positiva (áreas com evidência de erosão hídrica), no período de 2021 a 2025.	120
Tabela 8 - Área anual classificada como áreas com evidência de erosão hídrica obtida a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i> e processadas pelo <i>Random Forest</i> , no período de 2021 a 2025.....	124
Tabela 9 - Área por classe de persistência da classe positiva (áreas com evidência de erosão hídrica) obtida a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i> e processadas pelo <i>Random Forest</i> , no período de 2021 a 2025.	125
Tabela 10 - Áreas por classe de tendência obtidas a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites <i>Sentinel-2</i> e <i>PlanetScope</i> e processadas pelo <i>Random Forest</i> , no período de 2021 a 2025.....	126
Tabela 11 - Síntese das transições interanuais da classe positiva (áreas com evidência de erosão hídrica) obtidas a partir da classificação das	

imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* e processadas pelo *Random Forest*, no período de 2021 a 2025.....127

LISTA DE SIGLAS

ABC	Plano Agricultura de Baixa Emissão de Carbono
AG	Acurácia global
AOI	Área de Interesse
ARPS	<i>Analysis-Ready PlanetScope</i>
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
BRDF	<i>Bidirectional Reflectance Distribution Function</i>
BSI	<i>Bare Soil Index</i>
CAR	Cadastro Ambiental Rural
CEIVAP	Comitê de Integração da Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba do Sul
CESTEM	<i>Cubesat Enabled Spatio-Temporal Enhancement Method</i>
CNN	Rede Neural Convolucional
CNN-LSTM	Rede Neural Convolucional + <i>Long Short-Term Memory</i>
CODE	Código multitemporal
CSV	Formato de arquivo <i>Comma-Separated Values</i>
DEM	Modelo Digital de Elevação
ELEV	Variável topográfica Elevação/altitude
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ESA	<i>European Space Agency</i>
EVI	<i>Enhanced Vegetation Index</i>
F1	F1-score
FAO	Organização das Nações Unidas para a Alimentação e Agricultura
FN	<i>False Negative</i>
FORCE	<i>Framework for Operational Radiometric Correction for Environmental monitoring</i>
FP	<i>False Positive</i>
FWHM	<i>Full Width at Half Maximum</i>
GEE	<i>Google Earth Engine</i>
GF-2	Satélite Gaofen-2
GF-6	Satélite Gaofen-6
GLCM	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i>
GLO30	Copernicus DEM GLO-30
GO	Goiás
GSD	<i>Ground Sampling Distance</i>
GSSHA	<i>Gridded Surface Subsurface Hydrologic Analysis</i>
IA	Inteligência Artificial
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ILPF	Integração Lavoura-Pecuária-Floresta
INEA	Instituto Estadual do Ambiente
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate</i>
MAPBIOMAS	Projeto MapBiomass
MDE	Modelo Digital de Elevação
MDT	Modelo Digital do Terreno

MSAVI	<i>Modified Soil Adjusted Vegetation Index</i>
MSI	<i>MultiSpectral Instrument</i>
MTG	<i>Meteosat Third Generation</i>
MTG-S	<i>Meteosat Third Generation – Sounder</i>
NBR2	<i>Normalized Burn Ratio 2</i>
NCI	<i>Normalized Canopy Index</i>
NDMI	<i>Normalized Difference Moisture Index</i>
NDTI	<i>Normalized Difference Tillage Index</i>
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NDWI	<i>Normalized Difference Water Index</i>
NIR	<i>Near Infrared</i>
NIR2	<i>Near Infrared 2</i>
NN	Rede Neural
OA	<i>Overall Accuracy</i>
OBIA	<i>Object-Based Image Analysis</i>
ODS	Objetivos de Desenvolvimento Sustentável
ONU	Organização das Nações Unidas
OOB	<i>Out-of-Bag</i>
PA	Acurácia do Produtor
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PIB	Produto Interno Bruto
PNMC	Política Nacional sobre Mudança do Clima
PPGMA	Programa de Pós-Graduação em Meio Ambiente
PRONASOLOS	Programa Nacional de Solos do Brasil
PS	<i>PlanetScope</i>
PSA	Pagamento por Serviços Ambientais
QA	<i>Quality Assessment</i>
QGIS	Software QGIS
RCNN	<i>Region-based Convolutional Neural Network</i>
RF	<i>Random Forest</i>
RGB	Composição <i>Red-Green-Blue</i>
RGBN	Composição <i>Red-Green-Blue-NIR</i>
RJ	Rio de Janeiro
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
ROI	<i>Region of Interest</i>
S2	<i>Sentinel-2</i>
SAR	<i>Synthetic Aperture Radar</i>
SATVI	<i>Soil Adjusted Total Vegetation Index</i>
SAVI	<i>Soil Adjusted Vegetation Index</i>
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SP	São Paulo
SR	<i>Surface Reflectance</i>
SRTM	<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
SWIR	<i>Short-Wave Infrared</i>
SWIR1	<i>Short-Wave Infrared 1</i>
TH	<i>Limiar Threshold</i>
TOA	<i>Top of Atmosphere</i>
TREND	Tendência temporal
UA	Acurácia do Usuário

UDM2	<i>Usable Data Mask v2</i>
UERJ	Universidade do Estado do Rio de Janeiro
UTM	<i>Universal Transverse Mercator</i>
VANT	Veículo aéreo não tripulado
VNFA	Vegetação não fotossinteticamente ativa
VNIR	<i>Visible and Near Infrared</i>
WGS-84	<i>World Geodetic System 1984</i>
WMS	<i>Watershed Modeling System</i>
ZEE	Zoneamento Ecológico-Econômico

SUMÁRIO

	INTRODUÇÃO	19
1	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	25
1.1	Processos erosivos em ambientes tropicais	25
1.1.1	<u>Erosão hídrica do solo</u>	25
1.1.2	<u>Processos e estágios da erosão hídrica do solo</u>	27
1.1.3	<u>Modelagem empírica: Equação Universal de Perda de Solo (USLE) e Equação Universal de Perda de Solo Revisada (RUSLE)</u>	34
1.1.4	<u>Estudos sobre erosão no Médio Paraíba do Sul</u>	36
1.2	Políticas Públicas de Conservação do Solo no Brasil	37
1.2.1	<u>Planos de conservação de microbacias</u>	38
1.2.2	<u>Instrumentos e políticas voltados à conservação do solo</u>	39
1.2.3	<u>Programas agropecuários de baixo carbono</u>	39
1.2.4	<u>Desafios e limitações para a aplicação das políticas públicas para conservação do solo no Brasil</u>	44
1.2.5	<u>Perspectivas e caminhos futuros</u>	45
1.3	Sensoriamento Remoto	46
1.3.1	<u>Algoritmo Random Forest (RF)</u>	47
1.3.2	<u>Características das imagens do satélite PlanetScope</u>	53
1.3.3	<u>Características das imagens do satélite Sentinel-2</u>	58
1.3.4	<u>Diferenças entre Sentinel-2 e PlanetScope</u>	60
2	MATERIAIS E MÉTODOS	62
2.1	Nota metodológica	62
2.2	Caracterização da área de estudo	63
2.2.1	<u>Bioma Mata Atlântica</u>	64
2.2.2	<u>Influência histórica no uso do solo no município de Vassouras e região do Médio Vale do Paraíba do Sul</u>	66
2.2.3	<u>Dinâmica do uso e cobertura do solo na área de estudo</u>	68

2.2.4	<u>Transformação do uso da terra e processos erosivos após o ciclo do café.....</u>	70
2.2.5	<u>Hidrografia.....</u>	71
2.2.6	<u>Pedologia.....</u>	73
2.2.7	<u>Geologia.....</u>	75
2.2.8	<u>Relevo e Geomorfologia.....</u>	77
2.2.9	<u>Clima e erosividade da chuva.....</u>	80
2.2.10	<u>Suscetibilidade e vulnerabilidade à erosão hídrica do solo.....</u>	81
2.2.11	<u>Uso e cobertura do solo.....</u>	83
2.3	Materiais utilizados no estudo.....	84
2.4	Variáveis utilizadas.....	86
2.5	Métricas de validação de acurácia.....	92
2.6	Metodologia.....	93
2.6.1	<u>Etapa 1 - Classificação sazonal das áreas com evidências de erosão hídrica do solo.....</u>	95
2.6.2	<u>Etapa 2 - Classificação da dinâmica das áreas com evidências de erosão hídrica do solo com imagens dos satélites PlanetScope e Sentinel-2.....</u>	100
2.6.3	<u>Etapa 3 - Comparação do desempenho da classificação de áreas com evidência de erosão hídrica com imagens adquiridas pelos sensores Sentinel-2 e PlanetScope.....</u>	102
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	104
3.1	Classificação sazonal das imagens Sentinel-2 e PlanetScope.....	104
3.1.1	<u>Resultados da classificação sazonal das imagens adquiridas pelos satélites Sentinel-2 e PlanetScope.....</u>	104
3.1.2	<u>Importância das variáveis na classificação (índice Gini).....</u>	105
3.1.3	<u>Resultados quantitativos da classificação quanto à evidência de erosão hídrica do solo.....</u>	106
3.1.4	<u>Análise visual dos padrões espaciais resultantes da classificação sazonal das imagens dos satélites PlanetScope e Sentinel-2.....</u>	110
3.1.5	<u>Comparação sazonal dos resultados da classificação das</u>	

	<u>imagens dos sensores PlanetScope e Sentinel-2.....</u>	114
3.2	Dinâmica das áreas com evidências de feições erosivas entre 2021 e 2025.....	116
3.2.1	<u>Importância das variáveis na classificação (índice Gini).....</u>	117
3.2.2	<u>Produtos gerados na classificação multitemporal com imagens dos satélites Sentinel-2 e PlanetScope (2021–2025)</u>	121
3.2.3	<u>Evolução temporal da área classificada como positiva.....</u>	123
3.2.4	<u>Persistência, tendência e transições temporais: resultados e discussão.....</u>	125
3.2.5	<u>Síntese interpretativa da dinâmica multitemporal.....</u>	128
3.3	Limitações e alcance interpretativo dos resultados.....	129
	CONCLUSÃO.....	131
	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	133
	SUGESTÃO PARA TRABALHOS FUTUROS.....	134
	REFERÊNCIAS.....	136

INTRODUÇÃO

A conversão de áreas naturais em áreas produtivas permitiu aumentar a oferta de alimentos, fibras, energia e outras matérias-primas para o desenvolvimento humano. Contudo, muitas terras que geraram riqueza por meio da atividade agropecuária estão atualmente degradadas ou em processo de degradação. Estima-se que cerca de 33% das terras do mundo apresentam algum grau de degradação (*Food and Agriculture Organization* - FAO, 2015). Dessa forma, a erosão hídrica acelerada pelo uso e manejo inadequados do solo configura-se como um dos mais graves problemas ambientais enfrentados pela humanidade atualmente, pois ocasiona a remoção da camada superficial mais rica do solo, tendo como consequência a perda de nutrientes, poluição e assoreamento dos cursos d'água, enchentes e queda da produtividade agrícola (Dominati *et al.*, 2010; Simões *et al.*, 2021).

Com a intensificação da pressão sobre os recursos do solo e da água, impulsionada pelo crescimento da população mundial e o aumento da demanda por produtos agropecuários e florestais, forma-se um cenário de insegurança alimentar, nutricional e socioeconômica (*Intergovernmental Panel on Climate Change* – IPCC, 2019).

No contexto brasileiro, o país possui grande extensão de terras potencialmente utilizáveis para a agropecuária sem haver a necessidade de se abrir novas áreas. Existe uma abundância de terras subutilizadas que poderiam ser, com manejo adequado, reinseridas na cadeia de produção, evitando assim o desmatamento desnecessário e resguardando as reservas naturais. Há também um extenso passivo socioeconômico e ambiental, que resulta de ciclos agroecônômicos passados que ocorreram sem o devido planejamento e sem a preocupação com a conservação do solo, deixando como legado grandes extensões de terras degradadas no meio rural brasileiro (Feltran-Barbieri; Féres, 2021; Oliveira *et al.*, 2024; Simões *et al.*, 2021).

Em 2023, as mudanças de uso da terra responderam por 46% das emissões brutas de Gases de Efeito Estufa do Brasil. Somadas às emissões da agropecuária, essas fontes totalizaram 74% das emissões brutas nacionais (Observatório do Clima, 2025).

Segundo a Fundação SOS Mata Atlântica e Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (2024) o bioma Mata Atlântica se distribui por 17 estados brasileiros e, em sua área de ocorrência, concentram-se cerca de 70% da população e 80% da economia do país. A conservação e a restauração do bioma se relacionam à manutenção de serviços ecossistêmicos e à redução de riscos associados a desastres. Estima-se que haja 12,4% da cobertura florestal original ao considerar apenas fragmentos acima de 3 ha, com dossel fechado ou sem degradação detectável por imagens de satélite (Fundação SOS Mata Atlântica; Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2024).

A área de estudo selecionada como objeto de estudo desta tese foi definida por concentrar feições erosivas de origem hídrica em uma paisagem majoritariamente coberta por pastagens. As características fisiográficas e de uso do solo do recorte favorecem a ocorrência e a evolução desses processos. Além disso, a área integra a bacia do rio Paraíba do Sul, de grande relevância socioambiental para o Estado do Rio de Janeiro.

O recorte analisado neste estudo está inserido no município de Vassouras, no Estado do Rio de Janeiro (RJ), na região do chamado Médio Vale do Rio Paraíba do Sul, região que historicamente, durante o século XIX, destacou-se como um dos principais polos produtores de café no Brasil. Com o declínio do ciclo do café, a paisagem regional foi gradativamente convertida em pastagens, e a sua vocação econômica migrando até se tornar importante bacia leiteira do estado (Dean, 1996). Atualmente, esse uso corresponde a cerca de 55% do território do RJ e se distribui, em grande parte, em relevos acentuados, onde o manejo inadequado intensifica processos de degradação (Donagemma *et al.*, 2025), que se expressam por perda de vigor e produtividade e por redução da capacidade de sustentar níveis de produção e qualidade exigidos pelos animais, com repercussões na produtividade pecuária (Donagemma *et al.*, 2025).

No trecho fluminense da bacia do rio Paraíba do Sul, entre Resende e Vassouras, a erosão acelerada com ravinas e voçorocas em encostas íngremes sob pastagens esparsas está associada à produção de sedimentos, com reflexos em turbidez e assoreamento (Teixeira *et al.*, 2001); em escala de bacia, mudanças na cobertura e uso da terra são relacionadas a alterações na dinâmica hidrossedimentológica, degradação e escassez hídrica, e comprometimento de serviços ambientais (Simões *et al.*, 2021). Os recursos do rio Paraíba do Sul,

manancial que é responsável pelo abastecimento de cerca de 13 milhões de pessoas na Região Metropolitana do Rio de Janeiro por meio da transposição para o rio Piraí, realizada na Usina Elevatória de Santa Cecília, em Barra do Piraí, alcançando, ao todo, aproximadamente 22,6 milhões de habitantes (Comitê de Integração da Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba do Sul, 2020). A degradação do solo reduz a produtividade agropecuária, diminui a geração de empregos e renda no campo, desvaloriza propriedades rurais e incentiva o êxodo rural, o que, por sua vez, aumenta a pressão sobre áreas urbanas já sobrecarregadas (Simões *et al.*, 2021).

Um dos principais desafios ambientais associados à atividade agropecuária é justamente a erosão hídrica do solo, evidenciada por diferentes processos e feições, desde erosão laminar, formação de sulcos, até o aparecimento de ravinas e voçorocas, comprometendo serviços ecossistêmicos, como por exemplo, a preservação do solo e a produção de água, e levando produtores rurais a buscarem novas áreas, criando uma espiral de agravamento do desmatamento (Fushimi *et al.*, 2024).

Diante desse cenário, torna-se essencial buscar estratégias que conciliem a ampliação da produção agropecuária com a conservação dos biomas brasileiros, por meio da recuperação e do uso sustentável de áreas já degradadas, evitando a conversão de novas áreas de vegetação nativa (Simões *et al.*, 2021). A saúde dos solos desempenha um papel fundamental na segurança alimentar e hídrica e na preservação da biodiversidade, sendo um dos pilares das metas da Agenda 2030 da Organização das Nações Unidas (ONU). Melhorar a qualidade dos solos mundiais é essencial para alcançar os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS), estando ligado ao ODS 2 (Fome Zero e Agricultura Sustentável), o ODS 15 (Vida Terrestre) de conservação e recuperação de ecossistemas terrestres e ao enfrentamento da degradação do solo e, ainda, o ODS 6 (Água Potável e Saneamento).

O Brasil possui um extenso *passivo* de terras degradadas com potencial de recuperação, especialmente em áreas de pastagens que hoje se encontram empobrecidas ou subutilizadas (Polidoro *et al.*, 2019; Turetta *et al.*, 2017). Estima-se que mais de 60 milhões de hectares de pastagens no país apresentem algum grau de degradação, o que compromete a produtividade agropecuária e a oferta de serviços ecossistêmicos do solo (Dominati *et al.*, 2010; Polidoro *et al.*, 2019). A restauração e reinserção produtiva dessas áreas degradadas despontam como uma

das principais estratégias para elevar a produção agropecuária sem expandir a fronteira agrícola, reduzindo a pressão por desmatamento adicional (Andrade; Freitas, 2019; Feltran-Barbieri; Féres, 2021). Estudos indicam que a recuperação de pastagens e lavouras degradadas, aliada a tecnologias adequadas - como sistemas integrados de lavoura-pecuária-floresta e práticas conservacionistas de manejo do solo - pode criar um *ciclo virtuoso* em que se conciliam ganhos de produtividade e conservação ambiental (Salton *et al.*, 2014; Turetta *et al.*, 2017). Nesse ciclo, solos antes degradados retomam sua fertilidade e capacidade produtiva, voltando a prestar serviços ecossistêmicos vitais (exemplo: ciclagem de nutrientes, regulação hídrica, sequestro de carbono) (Dominati *et al.*, 2010), ao mesmo tempo em que diminui a necessidade de abertura de novas áreas agrícolas (Mbow *et al.*, 2019). Políticas públicas bem delineadas e embasadas em ciência, a exemplo do Plano Agricultura de Baixa Emissão de Carbono (ABC) e das metas climáticas brasileiras (NDC) de recuperar milhões de hectares de pastagens degradadas, são apontadas como catalisadoras deste processo. Favorecendo a transição para uma agricultura de baixo carbono e garantindo que a recuperação de áreas degradadas se traduza em benefícios produtivos, climáticos e de conservação dos ecossistemas remanescentes (Andrade; Freitas, 2019; Turetta *et al.*, 2017).

Para enfrentar esses desafios, diferentes órgãos públicos, instituições de pesquisa, como, por exemplo: Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa) e Projeto MapBiomass; têm se empenhado no desenvolvimento, aprimoramento e aplicação de tecnologias inovadoras, como o Sensoriamento Remoto e a Inteligência Artificial, com o objetivo de subsidiar ações de recuperação ambiental e apoiar a gestão territorial. As técnicas de sensoriamento remoto têm se mostrado de grande valia em estudos de diversas disciplinas das geociências, representando uma das principais ferramentas de monitoramento ambiental em escalas local e global devido à rapidez, eficiência, periodicidade e abrangência das mesmas (Crósta, 2002). Esse esforço concentra-se especialmente em áreas agropecuárias, visto que, segundo Simões *et al.* (2021), estas são consideradas o principal fator de mudanças na cobertura e uso da terra que impactam os recursos naturais e comprometem os serviços ambientais.

JUSTIFICATIVA

Este estudo se justifica, primeiramente, pela importância ambiental e socioeconômica da área de estudo, localizada à margem do rio Paraíba do Sul, manancial essencial para o abastecimento de parte do Estado do Rio de Janeiro.

Apesar da importância socioambiental da região, ainda há lacunas quanto à identificação e priorização das áreas que necessitam de recuperação, bem como na destinação eficiente de recursos financeiros de programas governamentais voltados à conservação do solo. Os levantamentos de campo tradicionais, ainda que importantes, possuem limitações logísticas, operacionais e financeiras, principalmente em grandes extensões de terras.

Nesse cenário, avanços recentes em Sensoriamento Remoto e Inteligência Artificial têm ampliado as possibilidades de monitoramento ambiental, ao combinar séries temporais de imagens com métodos de análise automatizada para detecção e classificação de mudanças na paisagem (Kazanskiy *et al.*, 2025). A disponibilidade de dados multiespectrais gratuitos do Sentinel-2 tem sustentado aplicações de mapeamento de uso e cobertura da terra em diferentes escalas, com desempenho documentado em revisões e estudos de classificação (Phiri *et al.*, 2020). Em nível mais detalhado, imagens de alta resolução espacial e alta resolução temporal, como as da constelação *PlanetScope*, viabiliza detectar mudanças rápidas na paisagem - por exemplo, a expansão de sulcos e voçorocas em encostas - e assim monitorar áreas suscetíveis à erosão (Maia; Facury, 2023). Para a classificação dessas imagens, algoritmos de aprendizado de máquina como o *Random Forest* têm apresentado bons resultados em mapeamentos de uso e cobertura (Almeida, 2022; Ferla *et al.*, 2025; Silva *et al.*, 2023; Souza Junior *et al.*, 2025), incluindo aplicações no bioma Mata Atlântica e no estado do Rio de Janeiro (Ferla *et al.*, 2025; Silva *et al.*, 2023).

HIPÓTESE

A integração de técnicas de sensoriamento remoto baseadas em imagens de satélite de acesso livre, com diferentes resoluções espaciais, associadas a algoritmos de aprendizado de máquina (Inteligência Artificial), pode subsidiar o desenvolvimento de uma metodologia eficaz para a detecção, o mapeamento e o monitoramento de feições de erosão hídrica do solo em escala de microbacias hidrográficas.

OBJETIVO GERAL

Propor uma metodologia baseada em Sensoriamento Remoto e Inteligência Artificial visando o mapeamento e o monitoramento de áreas com evidências de erosão hídrica do solo.

Objetivos específicos

- i. Comparar sazonalmente os resultados de classificação obtidos para os períodos chuvoso (novembro a março) e seco (junho a agosto);
- ii. Analisar a evolução das áreas detectadas por meio de séries temporais de imagens dos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*, avaliando a dinâmica da erosão hídrica do solo ao longo de cinco anos (2021-2025);
- iii. Comparar o desempenho de imagens de satélite de diferentes resoluções espaciais na detecção, mapeamento e monitoramento da erosão hídrica do solo.

1. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta a base teórica que sustenta a tese e organiza a revisão bibliográfica em três eixos temáticos. O primeiro eixo aborda os processos erosivos em ambientes tropicais, com ênfase na erosão hídrica do solo, seus estágios evolutivos e fatores condicionantes, contemplando os fundamentos teóricos da Equação Universal de Perda de Solo (USLE) e da Equação Universal de Perda de Solo Revisada (RUSLE), bem como estudos aplicados ao Médio Vale do Paraíba do Sul. O segundo examina políticas públicas, instrumentos normativos e programas voltados à conservação do solo, discutindo seus alcances, limitações operacionais e perspectivas de aprimoramento. Por fim, o terceiro trata do uso de sensoriamento remoto e do algoritmo *Random Forest* na classificação do uso e cobertura do solo e no mapeamento da ocorrência de feições erosivas de origem hídrica, incluindo a caracterização e a comparação das imagens dos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*.

1.1. Processos erosivos em ambientes tropicais

1.1.1 Erosão hídrica do solo

A erosão do solo é um processo geológico natural de desagregação e transporte da camada superficial do solo, provocado pela ação de agentes como a água da chuva, o vento ou a gravidade (Bertoni; Lombardi Neto, 2005). Esse processo atua na modelagem do relevo e ocorre mesmo em áreas de declividade suave, embora de forma lenta e geralmente equilibrada com a taxa de formação do solo (Ferraz *et al.*, 2025). No entanto, atividades antrópicas como o desmatamento, a agricultura intensiva e a urbanização podem acelerar significativamente a erosão, aumentando a perda de solo muito além dos níveis naturais (Guerra *et al.*, 2014; Lal, 2003). Quando a remoção de solo excede as taxas consideradas naturais ou toleráveis, a erosão deixa de ser apenas um fenômeno geológico e torna-se um sério problema ambiental e socioeconômico, pois remove a fértil camada superficial

do solo comprometendo a produtividade e a sustentabilidade dos ecossistemas agrícolas (Ferraz *et al.*, 2025). A erosão hídrica, causada pela ação da água da chuva, destaca-se como a forma mais difundida, com perdas globais de solo estimadas em 20 a 30 gt por ano (FAO, 2015). Os impactos incluem uma gama de consequências como a perda de nutrientes na camada superficial, a redução da penetração das raízes e da capacidade de retenção de água, a diminuição das áreas disponíveis para agricultura e pecuária, o aumento do assoreamento de rios, lagos, reservatórios e açudes, o que pode contribuir para a ocorrência de grandes enchentes, e a poluição de corpos hídricos, especialmente pelo transporte de defensivos agrícolas junto aos sedimentos erodidos (Guerra; Jorge, 2013). Seus impactos vão além, a erosão não afeta apenas as áreas onde ocorre também provoca o assoreamento e a poluição nos locais onde os sedimentos se acumulam, especialmente em corpos hídricos (Guerra; Jorge, 2013). Já nas áreas agrícolas, sua ação promove o empobrecimento do solo pela remoção das camadas superficiais mais férteis, prejudicando diretamente a produtividade. Essa perda está associada à retirada de matéria orgânica e nutrientes essenciais, o que exige o uso intensivo de fertilizantes e práticas corretivas onerosas para manter a capacidade produtiva dos solos (Guerra; Jorge, 2013; Lal, 2003, Montgomery, 2007).

Montgomery (2007) alertou que as taxas de erosão em sistemas agrícolas convencionais são muito superiores às taxas naturais de formação do solo. Evidenciando que essa discrepância, ao longo do tempo, compromete severamente a sustentabilidade da produção agrícola, ao esgotar a base física sobre a qual ela se sustenta.

Os ambientes tropicais apresentam especificidades que condicionam processos erosivos distintos. A erosividade pluviométrica caracteriza-se por eventos de alta intensidade, frequentemente superiores a 100 mm.dia^{-1} , concentrados em períodos sazonais (Coelho Netto, 2003). Os solos tropicais, submetidos a intenso intemperismo químico, apresentam predomínio de argilominerais 1:1 e óxidos de ferro e alumínio, resultando em estruturas que, embora possam apresentar boa agregação sob cobertura vegetal, tornam-se altamente suscetíveis ao selamento superficial quando expostos ao impacto direto das gotas de chuva (Fullen; Catt, 2004; Lal, 2001). O selamento superficial reduz a infiltração, aumentando o escoamento superficial e a capacidade de transporte de sedimentos. As mudanças históricas de uso do solo em regiões tropicais brasileiras, marcadas por ciclos de

desmatamento para agricultura e pecuária extensiva, criaram paisagens com instabilidade persistente (Guerra *et al.*, 2020).

1.1.2 Processos e estágios da erosão hídrica do solo

A erosão é o deslocamento de partículas do solo por agentes naturais. Quando a água atua como agente, classifica-se como erosão hídrica (USDA, 2002). Ela se instala quando a intensidade da chuva supera a capacidade de infiltração, gerando escoamento superficial que promove desprendimento, transporte e deposição de sedimentos (Fullen; Catt, 2004; Lal, 2001).

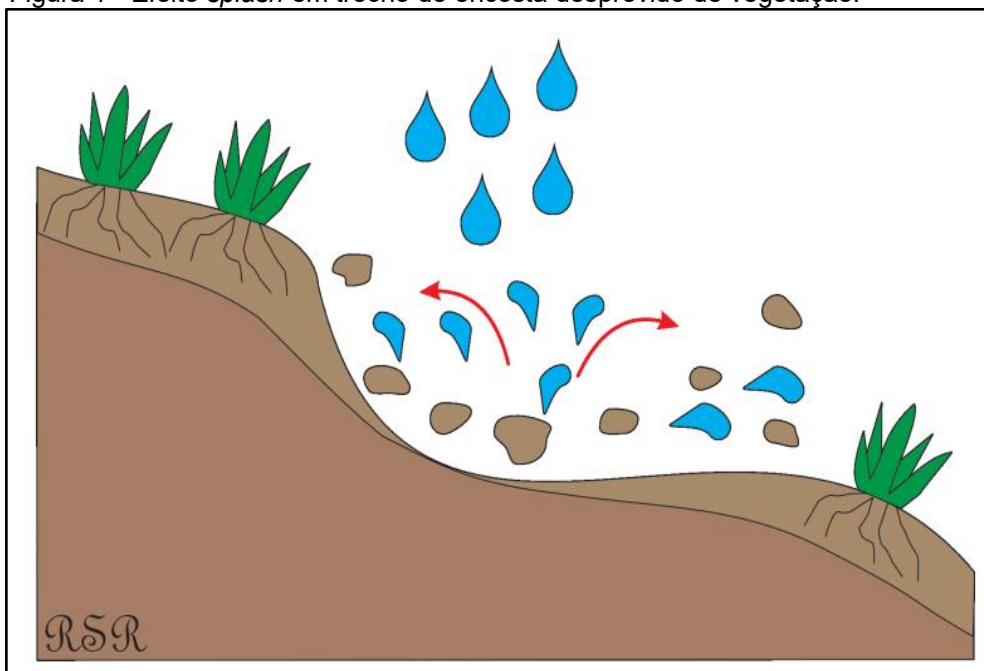
Distingue-se a erosão natural ou geológica, que modela o relevo em longas escalas de tempo, da erosão antrópica, acelerada por ações humanas diretas como terraplenagem e mineração, ou indiretas como o desmatamento e o manejo agrícola inadequado, reconhecendo-se que processos biofísicos são modulados por condições sociais, econômicas e políticas (Lal, 2001; Montgomery, 2007).

No caso da erosão hídrica, verifica-se um processo contínuo, evolutivo, no qual estão presentes as seguintes feições: erosão em salpico, laminar; em sulcos; ravinas/voçorocas, conforme a intensidade do fenômeno e as condições locais. Em termos pedológicos, ravinas tendem a restringir-se ao horizonte A, enquanto voçorocas alcançam, com frequência, os horizontes B e C e, por vezes, a rocha matriz; a distinção entre estágios pode variar de acordo com os autores (Fullen; Catt, 2004; Guerra *et al.*, 2017).

O processo inicia-se com a erosão por salpico (*splash erosion*), resultante do impacto cinético das gotas de água da chuva sobre a superfície do solo. O impacto forma a cratera, ao redor da qual a água rebate formando coroa (Fullen; Catt, 2004). Este processo desagrega partículas e agregados, tornando-os disponíveis para transporte. Simultaneamente, o impacto repetido promove o selamento superficial e a formação de crostas, caracterizados pela reorganização de partículas finas que obstruem os poros superficiais, reduzindo a infiltração e aumentando o escoamento superficial (Lal, 2001). A Figura 1 ilustra o processo em que sucessivos impactos fazem com que as partículas do solo sejam lançadas em diferentes direções,

gerando assim um pequeno sulco inicial no terreno (Serviço Geológico do Brasil, 2021).

Figura 1 - Efeito *splash* em trecho de encosta desprovido de vegetação.



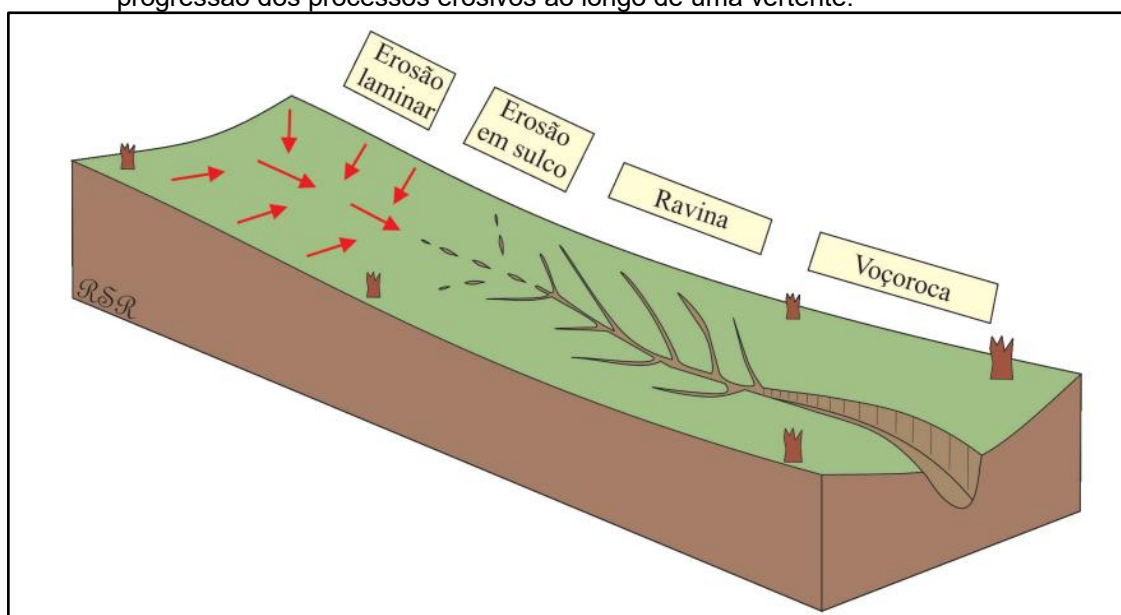
Fonte: Serviço Geológico do Brasil, 2021.

Com o aumento do escoamento superficial, desenvolve-se a erosão laminar (*sheet erosion* ou *interrill erosion*), caracterizada pela remoção uniforme de finas camadas de solo através de fluxo difuso. A erosão laminar é frequentemente subestimada por ser visualmente pouco perceptível, mas pode representar perdas significativas (Lal, 2001; Renard *et al.*, 1997). A intensificação do processo erosivo, associada à concentração do escoamento na encosta, favorece o estabelecimento da erosão linear, que inicialmente se expressa por pequenas incisões no terreno na forma de sulcos. Diferenças sutis na rugosidade da superfície e na configuração do declive condicionam variações espaciais do escoamento, promovendo a concentração do fluxo e a incisão localizada no horizonte superficial do solo (Pennock, 2019). Segundo Renard *et al.* (1997), à medida que o escoamento se concentra, formam-se sulcos, pequenas incisões lineares com profundidade inferior a 30 cm, que podem ser obliteradas por operações normais de preparo do solo. A formação de sulcos marca a transição de processos dominados pelo impacto de gotas para processos dominados pelo fluxo concentrado, com aumento da capacidade de transporte de sedimentos (Renard *et al.*, 1997).

A evolução dos sulcos, sob fluxo concentrado persistente e ausência de práticas conservacionistas, conduz à formação de ravinas (*gullies*), feições erosivas

lineares com profundidade superior a 30-50 cm. As ravinas desenvolvem-se através de aprofundamento por incisão vertical e recuo de cabeceira, este último associado a processos de solapamento basal e desmoronamento de blocos (Coelho Netto, 2003; Guerra *et al.*, 2020). O recuo de cabeceiras pode ser controlado por estruturas geológicas, como fraturamento e foliação (Coelho Netto, 2003). A Figura 2 apresenta a sequência evolutiva desses processos em encosta.

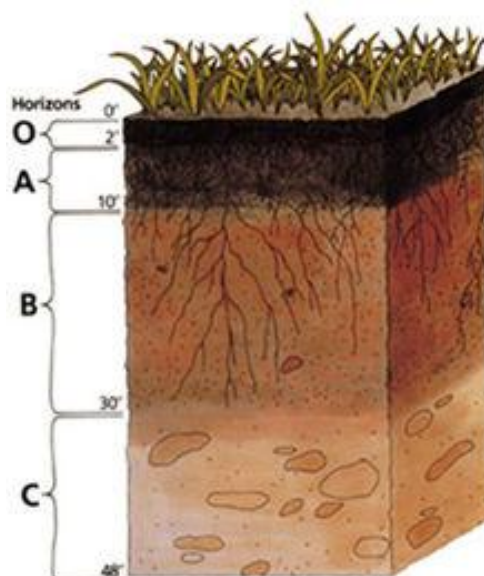
Figura 2 - Evolução dos processos erosivos em encosta: representação esquemática da progressão dos processos erosivos ao longo de uma vertente.



Fonte: Serviço Geológico do Brasil, 2021.

Não há consenso na literatura científica quanto aos critérios para distinguir ravinas e voçorocas (Guerra; Jorge, 2013; Serviço Geológico do Brasil, 2021). Uma das abordagens de diferenciação relaciona essa distinção à profundidade e ao alcance da incisão no perfil do solo. A Figura 3 apresenta um esquema simplificado do perfil do solo, destacando os horizontes O, A, B e C, utilizado como referência para discutir essa progressão vertical das feições erosivas. Nessa classificação de perfil o horizonte O corresponde à camada orgânica superficial, composta por matéria orgânica em decomposição, geralmente de coloração escura; horizonte A é a zona mineral com mistura de matéria orgânica e substâncias minerais, com alta atividade biológica e influência climática; horizonte B apresenta, em geral, coloração mais intensa e acumulação de argilas provenientes dos horizontes superiores, além de óxidos e hidróxidos de ferro e alumínio e; horizonte C é constituído por material pouco intemperizado, combinando solo menos denso e rocha-matriz pouco alterada.

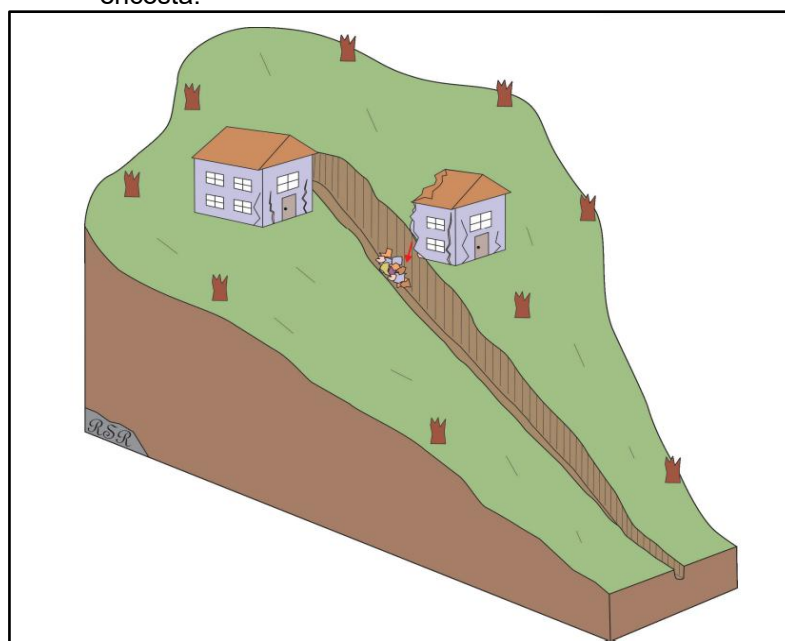
Figura 3 - Perfil do solo e horizontes pedológicos.



Fonte: Serviço Geológico do Brasil, 2014.

Em complemento, Sathler (2010) aponta que a definição baseada em critérios dimensionais é amplamente utilizada na literatura nacional e internacional, caracterizando a ravina como uma feição erosiva linear profunda, originada pela ação do escoamento superficial concentrado. Em geral, apresenta forma alongada, com comprimento superior à largura, e profundidade normalmente inferior a 10 m (Sathler, 2010). A Figura 4 apresenta uma representação esquemática de ravina em encosta, resultante da concentração do escoamento superficial e do aprofundamento progressivo das incisões no solo.

Figura 4 - Representação esquemática de uma ravina desenvolvida em encosta.

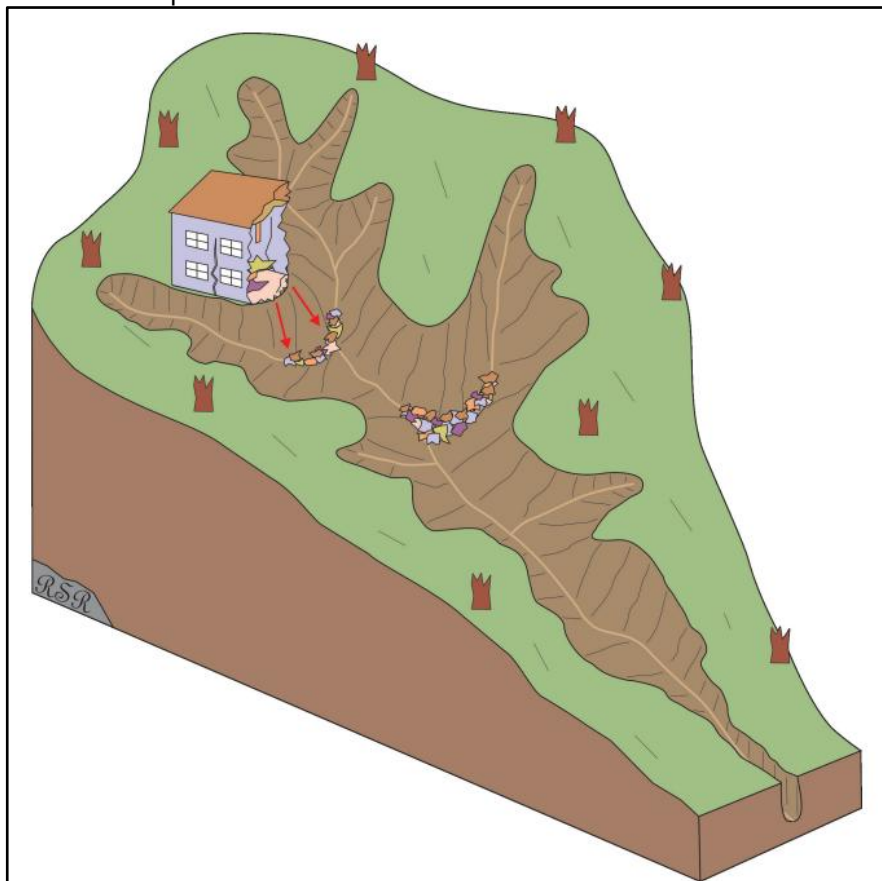


Fonte: Serviço Geológico do Brasil, 2021.

A formação de voçorocas decorre da coalescência e do alargamento de sistemas de ravinas, envolvendo instabilidade de margens, movimentos de massa e erosão tubular associada à interação com a água subterrânea. Sua gênese e evolução são condicionadas por propriedades do solo, topografia, regime de chuvas, uso da terra e práticas de manejo. Em regiões tropicais, a combinação entre chuvas de alta intensidade, solos suscetíveis e manejo inadequado favorece o desenvolvimento e a rápida progressão dessas feições, sobretudo na ausência de medidas de controle (Guerra; Jorge, 2013; Lal, 2001; Montgomery, 2007; Poesen *et al.*, 2003). No Brasil, o termo “voçoroca” é frequentemente empregado para ravinas muito desenvolvidas, caracterizadas por cortes profundos e largos, com potencial de comprometer a produção agrícola, a estabilidade geotécnica, a infraestrutura e os recursos hídricos (Guerra; Jorge, 2013). Do ponto de vista morfológico e processual, as voçorocas correspondem ao estágio mais avançado da erosão linear, apresentando grandes dimensões, comumente profundidade superior a 5 m, paredes íngremes e conectividade com a rede de drenagem, além de dinâmica complexa que integra processos superficiais e subsuperficiais, como erosão interna (*piping*), surgências d'água e movimentos de massa (Coelho Netto, 2003; Guerra *et al.*, 2020). Por funcionarem como fontes relevantes de sedimentos, essas feições podem intensificar a conectividade hidrossedimentológica na bacia e induzir efeitos geomorfológicos, incluindo reorganização local da rede de drenagem e rebaixamento de níveis de base (Coelho Netto, 2003).

As voçorocas podem apresentar ampla diversidade morfológica, variando quanto ao tamanho e à configuração espacial, com padrões que incluem formas lineares, bulbiformes, dendríticas, em treliça, paralelas ou compostas (Serviço Geológico do Brasil, 2021). A Figura 5 ilustra uma voçoroca com padrão dendrítico, caracterizada por múltiplos canais erosivos ramificados que convergem para um canal principal, resultantes da concentração do escoamento superficial e da integração progressiva de ravinas adjacentes e em uma área antropizada, o que deixa as construções próximas em situação de risco (Coelho Netto, 2003).

Figura 5 - Representação esquemática de voçoroca dendrítica em área antropizada.



Fonte: Serviço Geológico do Brasil, 2021.

Nos ambientes tropicais, precipitações de alta intensidade e grande volume favorecem a geração de escoamento superficial quando a infiltração é limitada. Em encostas íngremes, o aumento da velocidade do fluxo, concentra energia tendendo a intensificar a desagregação e o transporte de partículas. Adicionalmente, solos arenosos ou com estrutura frágil podem apresentar maior suscetibilidade, inclusive sob chuvas moderadas (Fullen; Catt, 2004; Lal, 2002). Assim, a magnitude e a distribuição espacial da erosão hídrica resultam da interação entre fatores climáticos, pedológicos, topográficos, de cobertura do solo e de manejo, além de condicionantes geológicos.

No componente climático, a erosividade expressa a capacidade potencial da chuva em provocar erosão e depende da intensidade, duração, quantidade e energia cinética das precipitações (Renard *et al.*, 1997; Wischmeier; Smith, 1978). Para estimar a erosividade é utilizado o índice de erosividade (R), seu valor é estimado como a média anual do somatório dos valores EI, calculados para eventos individuais a partir do produto entre a energia cinética total da chuva e a intensidade

máxima em 30 minutos (Renard *et al.*, 1997). Em regiões tropicais, essa capacidade tende a ser elevada, com valores anuais do fator R frequentemente superiores a $10.000 \text{ MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ (Soares *et al.*, 2017).

O componente pedológico é representado pela erodibilidade (fator K), que descreve a suscetibilidade intrínseca do solo à erosão e é condicionada por textura, estrutura, teor de matéria orgânica e capacidade de retenção de água (Lal, 2001; Renard *et al.*, 1997). Latossolos bem estruturados podem apresentar baixa erodibilidade ($K \approx 0,006 \text{ t h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$), enquanto Argissolos e Plintossolos tendem a apresentar erodibilidade moderada a alta (K entre 0,030 e $0,043 \text{ t h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$) (Soares *et al.*, 2017; Rodrigues *et al.*, 2017). Além das propriedades intrínsecas, condições induzidas pelo uso, como a compactação, reduzem a infiltração, favorecem o escoamento superficial e elevam a suscetibilidade à erosão (Guerra *et al.*, 2020; Lal, 2001).

No relevo, a topografia condiciona a erosão por meio da declividade, do comprimento de rampa e das curvaturas, que controlam a convergência/divergência do escoamento e a energia disponível para remoção e transporte de material. Na RUSLE, esses efeitos são sintetizados no fator topográfico LS, que integra comprimento de rampa (L) e declividade (S) (Renard *et al.*, 1997).

A cobertura e o manejo do solo modulam esses controles físicos ao alterar a interceptação da chuva, a rugosidade superficial e a proteção do solo. O fator C da RUSLE expressa o efeito combinado da cobertura vegetal, da serapilheira e das práticas de manejo (Renard *et al.*, 1997). Áreas com cobertura florestal tendem a apresentar valores de C próximos de zero ($C < 0,01$), enquanto solos expostos se aproximam de $C = 1$. Nesse contexto, a conversão de florestas em pastagens degradadas e culturas anuais está associada ao aumento das taxas de erosão, com perdas frequentemente superiores a $20\text{--}30 \text{ t ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$ (Lense *et al.*, 2021; Santana *et al.*, 2025). Além das áreas agrícolas, estradas rurais e setores urbanizados sem infraestrutura de drenagem também podem atuar como fontes de sedimentos, ampliando a conectividade hidrossedimentológica na paisagem (Guerra *et al.*, 2020).

Os condicionantes geológicos e geomorfológicos também influenciam a evolução de feições erosivas ao controlar a resistência do material e a organização da rede de drenagem. Como fatores que favorecem a incisão e a expansão de canais, observa-se a litologia, o grau de fraturamento e a densidade de drenagem. Enquanto, rochas sedimentares terciárias pouco consolidadas tendem a ser mais

suscetíveis à incisão associada a chuvas erosivas (Fullen; Catt, 2004). Em rochas metamórficas, por sua vez, o fraturamento e a foliação podem induzir direções preferenciais de evolução de cabeceiras de drenagem (Coelho Netto, 2003).

Por fim, o fator P da RUSLE quantifica o efeito de práticas conservacionistas, como terraceamento, plantio em contorno e cultivo em faixas, que atuam principalmente na redução do escoamento e da energia do fluxo (Renard *et al.*, 1997). O terraceamento reduz o comprimento de rampa efetivo, com valores de P entre 0,1 e 0,5, enquanto o plantio em contorno reduz a velocidade do escoamento, com P entre 0,5 e 0,9. Em contraste, a ausência de práticas conservacionistas ($P = 1$), comum em extensas áreas de pastagens degradadas, tende a se associar a taxas mais elevadas de erosão (Rodrigues *et al.*, 2017).

1.1.3 Modelagem empírica: Equação Universal de Perda de Solo (USLE) e Equação Universal de Perda de Solo Revisada (RUSLE)

A Equação Universal de Perda de Solo (USLE), desenvolvida por Wischmeier e Smith (1978), é o modelo empírico mais utilizado para a predição de perda de solo por erosão hídrica. A USLE estima a perda média anual de solo (A) por meio da equação:

$$A = R \times K \times LS \times C \times P \quad (1)$$

em que A corresponde à perda de solo ($t \text{ ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$), R ao fator de erosividade da chuva ($MJ \text{ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ ano}^{-1}$), K ao fator de erodibilidade do solo ($t \text{ h MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$), LS ao fator topográfico (adimensional), C ao fator de cobertura e manejo (adimensional) e P ao fator de práticas conservacionistas (adimensional) (Wischmeier; Smith, 1978).

A Equação Universal de Perda de Solo Revisada (RUSLE), coordenada por Renard *et al.* (1997), constitui uma atualização da USLE, incorporando novos dados de pesquisa e algoritmos computacionais. Embora a estrutura da equação permaneça a mesma, a RUSLE introduz modificações nos fatores e em suas formas de cálculo (Renard *et al.*, 1997), destacando-se:

- Fator R: ampliação da base de dados de erosividade e inclusão de correção para chuva sobre água empoçada;
- Fator K: incorporação de variação sazonal da erodibilidade, considerando efeitos de congelamento–descongelamento, além de atributos como textura e umidade do solo;
- Fator LS: revisão dos algoritmos topográficos para representar a relação entre erosão em sulcos e erosão entre sulcos;
- Fator C: transformação em função contínua composta por quatro subfatores: uso anterior da terra (PLU), cobertura do dossel (CC), cobertura superficial (SC) e rugosidade superficial (SR), com inclusão de módulo para cálculo das taxas de decomposição de resíduos;
- Fator P: ampliação para contemplar condições de pastagens, plantio em contorno, cultivo em faixas e terraceamento.

A USLE e a RUSLE têm sido amplamente aplicadas em bacias hidrográficas tropicais brasileiras, frequentemente integradas a Sistemas de Informação Geográfica (SIG) e ao Sensoriamento Remoto para espacialização dos fatores e elaboração de mapas de risco de erosão (Barbosa *et al.*, 2024; Lu *et al.*, 2004; Rodrigues *et al.*, 2017).

Entre as limitações mais citadas, incluem-se: (1) os modelos foram desenvolvidos com dados de regiões temperadas, o que demanda calibração regional para ambientes tropicais; (2) valores de R e K disponíveis podem não representar adequadamente chuvas intensas e solos altamente intemperizados; (3) a USLE/RUSLE estima principalmente erosão laminar e em sulcos, sem representar de modo adequado erosão em ravinas, voçorocas e processos subsuperficiais; (4) os modelos estimam a perda de solo na área-fonte, e não a produção de sedimentos em pontos a jusante na bacia; e (5) a acurácia é menor para a predição de eventos específicos do que para médias de longo prazo (Lal, 2001; Renard *et al.*, 1997). Apesar dessas limitações, a USLE/RUSLE permanece como ferramenta para planejamento conservacionista, desde que calibrada às condições locais (Barbosa *et al.*, 2024).

1.1.4 Estudos sobre erosão no Médio Paraíba do Sul

O Médio Vale do Rio Paraíba do Sul, situado entre os estados de São Paulo (SP) e Rio de Janeiro, apresenta quadro de degradação ambiental associado à ocorrência de processos erosivos, em grande medida relacionado ao histórico de uso do solo marcado por sucessivos ciclos agropecuários.

Coelho Netto (2003) analisou a evolução de cabeceiras de drenagem no Médio Vale do Rio Paraíba do Sul indicando que a formação e o crescimento da rede de canais ocorrem sob controle estrutural. O fraturamento e a foliação das rochas metamórficas do embasamento cristalino condicionam direções preferenciais de recuo das cabeceiras. No mesmo sentido, processos erosivos subsuperficiais, incluindo surgências d'água e erosão interna, participam da evolução de voçorocas, sobretudo em áreas com níveis freáticos elevados (Coelho Netto, 2003).

Guerra *et al.* (2020) apontaram que a região apresenta histórico de degradação associado a ciclos de desmatamento para a produção de cana-de-açúcar e café, seguidos por pecuária extensiva. Esse percurso histórico resultou em paisagens com fragilidade ambiental, com presença de solos expostos ou sob pastagens degradadas, compactação superficial vinculada ao pisoteio animal, formação de terracetes que favorecem a concentração do fluxo e disseminação de feições erosivas lineares. O município de Vassouras (RJ) é citado como exemplo dessa problemática, com ocorrência recorrente de instabilidade de encostas e erosão acelerada (Guerra *et al.*, 2020).

A intensificação dos processos erosivos na região relaciona-se à interação entre fatores naturais (chuvas intensas concentradas no verão, relevo ondulado a montanhoso e solos com gradiente textural) e fatores antrópicos (desmatamento histórico, manejo inadequado de pastagens e ausência de práticas conservacionistas). Nesse contexto, a conectividade hidrossedimentológica favorece o transporte de sedimentos das encostas para os cursos d'água, contribuindo para o assoreamento de rios e reservatórios (Coelho Netto, 2003; Guerra *et al.*, 2020).

Estudos regionais baseados na RUSLE em bacias do Sudeste brasileiro oferecem parâmetros comparativos para a discussão. Lense *et al.* (2021), ao analisarem a bacia do entorno do Lago de Furnas, no município de Capitólio (MG), estimaram perda total de solo de 31,6 milhões de toneladas por ano (média de 19,0 t

ha⁻¹ ano⁻¹), com 32% da área excedendo a tolerância de perda de solo. A simulação de um cenário conservacionista com implantação de Áreas de Preservação Permanente indicou redução de 10% nas perdas de solo (Lense *et al.*, 2021). Santana *et al.* (2025) documentaram perdas de solo em áreas de cultivo de café em regiões tropicais, com valores médios entre 21 e 41 t ha⁻¹ ano⁻¹, evidenciando a vulnerabilidade de sistemas agrícolas sem cobertura permanente.

1.2 Políticas Públicas de Conservação do Solo no Brasil

Políticas públicas compõem um conjunto de leis, programas e instrumentos voltados à conservação do solo, ao uso sustentável dos recursos e à proteção da biodiversidade, da segurança hídrica e alimentar. No Brasil, essa agenda se estruturou a partir de compromissos internacionais e foi traduzida em instrumentos domésticos relacionados ao uso da terra e ao clima, com metas de sustentabilidade e produção (Suzuki *et al.*, 2024; Carauta *et al.*, 2021).

No plano conceitual, adota-se que conservação se refere à prevenção da degradação e à manutenção de funções; recuperação corresponde à retomada de capacidade produtiva mínima; restauração diz respeito à recomposição de atributos ecológicos; e manejo envolve planejamento e técnicas de uso sustentável (Suzuki *et al.*, 2024). A literatura recente também aponta a conservação do solo como obrigação constitucional, demandando articulação entre legislação, políticas, governança e ciência, com fragilidades de coordenação registradas por autoridades judiciais (Valera *et al.*, 2024).

No âmbito global, as Diretrizes da Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura (FAO), incluindo a Agenda 21 e os ODS, orientam princípios de conservação, recuperação e manejo, articulando solo, água e biodiversidade aos sistemas produtivos. A partir desse quadro, programas governamentais passaram a incentivar práticas agrícolas sustentáveis e resiliência climática (Suzuki *et al.*, 2024; Carauta *et al.*, 2021).

1.2.1. Planos de conservação de microbacias

No contexto do planejamento territorial rural, programas orientados por microbacias adotam a bacia hidrográfica como unidade de diagnóstico, priorização e implementação de práticas conservacionistas. Em escala federal, o Programa Nacional de Manejo Sustentável do Solo e da Água em Microbacias Hidrográficas (Águas do Agro) foi lançado com o objetivo de fomentar a adoção de práticas de conservação do solo e da água, com ênfase em redução de erosão, infiltração, matéria orgânica, adequação de estradas rurais e uso racional da irrigação, combinando capacitação, ações demonstrativas e apoio técnico (Brasil, 2021b). Entre os resultados esperados estão redução de erosão e assoreamento, melhoria de atributos do solo e aumento de disponibilidade hídrica (Brasil, 2021b).

Em âmbito estadual, programas de desenvolvimento rural sustentável com recorte em microbacias foram implementados em diferentes arranjos institucionais, combinando conservação do solo e da água, assistência técnica e investimentos em práticas conservacionistas, como proteção de nascentes e matas ciliares, adequação de estradas vicinais, terraceamento e recomposição de cobertura vegetal (Rio de Janeiro, 2009; FAO, 2015). A literatura reporta benefícios ambientais e efeitos socioeconômicos associados ao fortalecimento de organizações locais e da agricultura familiar, com resultados heterogêneos segundo a capacidade de implementação e continuidade dos incentivos (Hissa, 2020).

No Rio de Janeiro, o Programa Rio Rural (Rio de Janeiro, 2009) articulou ações de conservação do solo e da água com gestão descentralizada e participação comunitária, integrando investimentos produtivos e ambientais no nível da microbacia (Rangel *et al.*, 2016). Após o encerramento de ciclos financiados por organismos internacionais, houve continuidade como política estadual, com publicação de critérios de apoio financeiro direto a agricultores em microbacias selecionadas (Banco Mundial, 2019; Rio de Janeiro, 2023). Em outros estados, programas de microbacias seguem ativos em formatos próprios, mantendo a microbacia como unidade de planejamento e intervenção (Paraná, 2020; Santa Catarina, 2025; São Paulo, 2018; São Paulo, 2025).

1.2.2 Instrumentos e políticas voltados à conservação do solo

O marco regulatório brasileiro apresenta diversos instrumentos com impacto significativo na conservação do solo. O Código Florestal (Lei 12.651/2012) define as Áreas de Preservação Permanente (APPs), Reserva Legal, diretrizes de recomposição e instrumentos de apoio à recuperação ambiental, estabelecendo conexões importantes entre conservação solo-água e o planejamento territorial (Brasil, 2012a). Complementarmente, a Lei da Mata Atlântica (Lei 11.428/2006) disciplina o uso e proteção deste bioma, incluindo regras específicas para recomposição e manejo compatível, especialmente pertinentes ao estado do Rio de Janeiro (Brasil, 2006). No âmbito dos recursos hídricos, a Política Nacional de Recursos Hídricos (PNRH) e os arranjos de gestão por bacias hidrográficas integram solo e água por meio de instrumentos de gestão e incentivos específicos a práticas conservacionistas (Suzuki *et al.*, 2024). Por sua vez, a Política Nacional sobre Mudança do Clima (PNMC) e seus planos setoriais associam a restauração de áreas degradadas e o uso eficiente das terras às metas nacionais de mitigação e adaptação climática (Carauta *et al.*, 2021).

Instrumentos econômicos e programas inovadores também contribuem para a conservação dos solos. Os Programas de Pagamento por Serviços Ambientais (PSA), por exemplo, operam através da seleção criteriosa de áreas, monitoramento sistemático e incentivos diretos à recuperação da cobertura vegetal e à proteção de funções hidrológicas (Fidalgo *et al.*, 2017). Adicionalmente, análises de políticas federais evidenciam o uso de instrumentos de ordenamento e monitoramento, como o Zoneamento Ecológico-Econômico (ZEE) e o Cadastro Ambiental Rural (CAR), bem como a necessidade de maior articulação entre marcos legais para reduzir sobreposições e conflitos de competência (Stuchi *et al.*, 2021).

1.2.3 Programas agropecuários de baixo carbono

O Plano de Agricultura de Baixo Carbono (ABC), instituído formalmente em 2010 pela Portaria Interministerial MAPA/MDA nº 984/2013, e sua continuidade

aprimorada, o Plano ABC+ 2020-2030, estabelecido pela Portaria MAPA nº 323/2021 (ajustada pela Portaria nº 471/2022), priorizam a recuperação de pastagens degradadas, integração lavoura-pecuária-floresta (ILPF), sistema de plantio direto, fixação biológica de nitrogênio (FBN) e manejo de dejetos animais (Brasil, 2013). A adoção dessas tecnologias é vinculada à redução de emissões de gases de efeito estufa e a ganhos de produtividade no meio rural (Carauta *et al.*, 2021; Suzuki *et al.*, 2024). Os incentivos financeiros e linhas de crédito especializadas, como as oferecidas pelo Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES), pelo Programa Nacional de Fortalecimento da Agricultura Familiar (Pronaf) e pelo Fundo Clima - são reconhecidos como mecanismos fundamentais para promover a adoção tecnológica e o escalonamento de práticas conservacionistas no setor agropecuário (Carauta *et al.*, 2021; Suzuki *et al.*, 2024). Contudo, persistem limitações significativas na implementação, incluindo os elevados custos iniciais, necessidades de capacitação técnica, baixa adesão de parte dos produtores rurais e desafios no monitoramento efetivo dos resultados, fatores que restringem tanto a efetividade das ações quanto a mensuração precisa de seus benefícios (Carauta *et al.*, 2021; Suzuki *et al.*, 2024).

No final de 2023, foi lançado o Programa Nacional de Conversão de Pastagens Degradadas (PNCPD), coordenado pelo MAPA, com meta de recuperar e converter até 40 milhões de hectares de pastagens de baixa produtividade em sistemas sustentáveis em dez anos (Brasil, 2023). O PNCPD prevê mapeamentos e estudos para identificar áreas degradadas com potencial de recuperação e conversão e estimar investimentos, com apoio de modelagem geoespacial multicritério e análises econômicas para orientar a priorização regional (Brasil, 2023).

O Quadro 1 apresenta um compilado de instrumentos, políticas e programas voltados direta ou transversalmente à conservação do solo, indicando sua natureza, âmbito de atuação e enfoque temático. Ressalta-se que algumas políticas listadas têm caráter transversal, ou seja, não são voltadas especificamente ao solo, mas contribuem indiretamente para sua conservação no contexto de objetivos mais amplos (clima, água, biodiversidade etc.). Outras iniciativas são diretas, focadas primariamente na gestão e proteção dos solos e recursos correlatos.

Quadro 1 - Principais instrumentos, políticas e programas voltados à conservação do solo ou de forma direta ou que beneficiem de maneira transversal (diferenciação assinalada na coluna Eixo temático), em nível global, nacional e estadual. O quadro indica o status de implementação de cada iniciativa (ativo, encerrado ou em vigor).

Instrumento/ Política/ Programa	Âmbito	Eixo temático	Descrição breve	Fonte	Status
ODS 15 – Vida Terrestre	Global	Integração (transversal)	Metas globais de conservação e restauração de ecossistemas terrestres	ONU, 2015	em vigor
Lei da Mata Atlântica (11.428/2006)	Nacional (bioma)	Legislação; Conservação (bioma)	Proteção e uso sustentável do bioma Mata Atlântica	Brasil, 2006	em vigor
Código Florestal (12.651/2012)	Nacional	Legislação; Conservação (transversal)	Legisla sobre APP, Reserva Legal, recomposição florestal e conservação do solo etc.	Brasil, 2012a	em vigor
PNRH 2022– 2040 (Plano Nacional de Recursos Hídricos)	Nacional	Integração (transversal)	Gestão integrada por bacias; programas de ação em recursos hídricos	MDR/ANA/C NRH, 2022	em vigor
PNMC (Lei 12.187/2009) – Política Nacional de Clima	Nacional	Integração (transversal)	Diretrizes de mitigação e adaptação climática setoriais	Brasil, 2009a	em vigor
Plano ABC+ (2020–2030)	Nacional	Recuperação; Conservação (direta)	Recuperação de pastagens degradadas, ILPF, plantio direto, FBN, dejetos	MAPA, 2021	em vigor
GEO ABC + (Embrapa) – Plataforma de Monitorament o do ABC	Nacional	Monitoramento ; Integração (transversal)	Geotecnologias para gestão e governança do Plano ABC (emissões, solo)	Kuchler <i>et al.</i> , 2021	em vigor
BNDES – linhas ambientais	Nacional	Conservação; Recuperação (transversal)	Crédito e financiamento para práticas agropecuárias sustentáveis	BNDES, 2025	em vigor
PRONAF – Sustentabilida	Nacional	Conservação; Recuperação	Crédito rural para agricultura	Brasil, 1996	em vigor

Instrumento/ Política/ Programa	Âmbito	Eixo temático	Descrição breve	Fonte	Status
de (linhas especiais)		(transversal)	familiar, incluindo práticas conservacionistas		
Fundo Clima (FNMC - Fundo Nacional sobre Mudança do Clima)	Nacional	Integração (transversal)	Financiamento de projetos de mitigação e adaptação climática	Brasil, 2009b	em vigor
PSA (Lei 14.119/2021) – Pagamento por Serviços Ambientais	Nacional	Integração (transversal)	Marco nacional de PSA para incentivo à conservação (água, floresta, etc.)	Brasil, 2021a	em vigor
ZEE (Decreto 4.297/2002) – Zoneamento Ecológico-Econômico	Nacional	Prevenção (transversal)	Diretrizes de zoneamento ambiental e uso do solo conforme aptidão	Brasil, 2002	em vigor
CAR - Cadastro Ambiental Rural (Decreto 7.830/2012)	Nacional	Monitoramento (transversal)	Cadastro georreferenciado de imóveis rurais para controle ambiental	Brasil, 2012b	em vigor
PLANAVEG 2025–2028 – Plano de Recuperação da Vegetação Nativa	Nacional	Recuperação; Integração (transversal)	Metas e ações para restauração de vegetação nativa	Ministério do Meio Ambiente, 2024	em vigor
PRONASOL S (Decreto 9.414/2018) – Programa Nacional de Solos	Nacional	Monitoramento (direta)	Levantamento e interpretação nacional de solos (inventário pedológico)	Brasil, 2018	em vigor
PNMSA - Plano Nacional de Manejo Sustentável de Solo e Água	Nacional	Integração (direta)	Proposta de plano com seis eixos para gestão integrada de solo e água	Embrapa Solos, 2020	Concluído
PNCPD – Programa	Nacional	Recuperação; Intensificação	Conversão de pastagens	Brasil, 2023	em vigor

Instrumento/ Política/ Programa	Âmbito	Eixo temático	Descrição breve	Fonte	Status
Nacional de Conversão de Pastagens Degradadas		sustentável (direta)	degradadas em áreas produtivas sustentáveis, com aumento de produtividade, redução de pressão por desmatamento e mitigação de emissões		
Programa de Desenvolvimento Rural Sustentável em Microbacias Hidrográficas do Estado do Rio de Janeiro – Rio Rural	Estadual (RJ)	Conservação (solo e água) (direta)	Investimentos em propriedades e projetos coletivos, definidos com participação dos agricultores, para apoiar práticas conservacionistas.	Rio de Janeiro, 2009; Rio de Janeiro, 2023	em vigor
Projeto Agro Paulista Mais Verde – Microbacias III	Estadual (SP)	Conservação (solo e água) (direta)	Apoio à agricultura familiar por meio de organizações de produtores, investimentos produtivos e adoção de práticas de sustentabilidade ambiental no nível da microbacia	São Paulo, 2025	em vigor
Programa/Projeto SC Rural 2 (continuidade de Microbacias 1, Microbacias 2 e SC Rural 1)	Estadual (SC)	Integração (transversal)	Programa em contratação/implementação, com eixos de empreendedorismo e inovação, bens e serviços públicos e componente ambiental (recursos hídricos, produção de baixo impacto, adequação ambiental)	Santa Catarina, 2025	em vigor
Programa de Gestão de Solo e Água	Estadual (PR)	Conservação (solo e água) (direta)	Ações estratégicas como	Paraná, 2020	em vigor

Instrumento/ Política/ Programa	Âmbito	Eixo temático	Descrição breve	Fonte	Status
em Microbacias (Microbacias – PR)			conservação do solo, reflorestamento, proteção de nascentes e incentivo de boas práticas agrícolas		

Fonte: Elaboração da autora.

1.2.4 Desafios e limitações para a aplicação das políticas públicas para conservação do solo no Brasil

As políticas de conservação do solo enfrentam entraves institucionais, financeiros e técnicos, evidenciados por indicadores de avaliação pouco consistentes, o que limita a mensuração dos efeitos ambientais e operacionais das ações (Suzuki *et al.*, 2024). Além disso, a expansão agropecuária pode conflitar com objetivos de conservação ambiental, ou seja, quando não há integração entre políticas setoriais e capacidade de fiscalização, a intensificação sustentável pode não reduzir a degradação, demandando coerência regulatória e governança que articule os poderes públicos e privados (Carauta *et al.*, 2021; Suzuki *et al.*, 2024). A efetividade depende, ainda, de capacidade institucional local para apoio técnico, disponibilidade de recursos para recuperação e engajamento de proprietários e comunidades (Guerra *et al.*, 2014; Silva *et al.*, 2019).

No plano operacional, a indisponibilidade de mapeamento sistemático de feições erosivas limita a priorização territorial e a avaliação de resultados. Mapeamentos como aqueles feitos para classificar áreas quanto à suscetibilidade e vulnerabilidade à erosão hídrica podem subsidiar a classificação do território e a definição de áreas-alvo e recursos (Ferraz *et al.*, 2025; Simões *et al.*, 2021), mas até o presente, não se tinha um mapeamento regional ou nacional voltado para a localização de erosão estabelecida no solo. Apenas no final de 2025 surgiu uma primeira iniciativa nesse sentido de forma colaborativa, no âmbito do MapBiomias (2025a), com chamada à contribuição de pesquisadores, que tende a complementar

a priorização de áreas para aplicação de políticas públicas e programas de recuperação e conservação do solo (MapBiomass, 2025a), mas que ainda não está disponível ao público.

1.2.5 Perspectivas e caminhos futuros

As perspectivas para as políticas públicas de conservação do solo no Brasil passam pelo fortalecimento da governança e do planejamento conservacionista, em resposta ao passivo socioeconômico e ambiental associado à degradação das terras e dos solos no meio rural. Nesse contexto, Simões *et al.* (2021) assinalam a oportunidade de uma política pública nacional voltada à adoção continuada de práticas conservacionistas, enquanto o instrumento então em formulação no Ministério da Agricultura tinha por objetivo estabelecer, coordenar e implementar ações programáticas direcionadas à recuperação e à conservação do solo e da água. No campo das políticas públicas já existentes, os autores também mencionam os Planos Estaduais de Microbacias, o Plano ABC e o PronaSolos como referências institucionais para esse debate (Simões *et al.*, 2021).

Além do componente institucional, o uso de tecnologias geoespaciais aparece como base para o planejamento e o monitoramento estratégico das ações conservacionistas. Ferraz *et al.* (2025) e Simões *et al.* (2021) mostraram que os mapas de vulnerabilidade à erosão hídrica dos solos brasileiros foram produzidos a partir da integração entre erodibilidade, erosividade, declividade, dados de uso e cobertura da terra do MapBiomass e informações sobre pastagens degradadas do LAPIG/UFG, com processamento em *Google Earth Engine*. Esses produtos permitem acompanhar a dinâmica da vulnerabilidade à erosão, direcionar investimentos e financiamento, definir áreas prioritárias para recuperação e subsidiar o planejamento territorial e a formulação de políticas públicas. Como os dados de uso e cobertura da terra podem ser atualizados periodicamente, os mapas também oferecem suporte ao monitoramento anual em escala nacional e regional; ao mesmo tempo, Ferraz *et al.* (2025) observaram que seu uso não é indicado para aplicações locais ou operacionais sem maior detalhamento e validação em campo (Ferraz *et al.*, 2025; Simões *et al.*, 2021).

No campo dos instrumentos econômicos, Carauta *et al.* (2021), com base em simulação bioeconômica contrafactual e análise de incerteza, indicaram que o crédito do Programa ABC, embora capaz de estimular a adoção de sistemas integrados em parte dos casos, mostrou-se pouco atrativo em muitos cenários e apresentou perdas de efetividade quando a tomada de crédito não ampliou a área efetivamente convertida. Os autores mostraram, ainda, que essa limitação esteve associada à concorrência com outras linhas oficiais de financiamento, como o custeio agrícola, que ofereciam juros semelhantes sem condicionantes climáticas. Além disso, os efeitos ambientais da adoção incentivada variaram conforme o sistema produtivo, sobretudo no caso dos sistemas pecuários e de pastejo, e os resultados disponíveis não permitiram descartar a possibilidade de efeitos adversos sobre o balanço líquido de emissões (Carauta *et al.*, 2021).

Por essa razão, a literatura também associa a efetividade das políticas de conservação do solo ao engajamento social e à articulação entre pesquisa, extensão rural e produtores. Suzuki *et al.* (2024) defendem que esses desafios requerem esforços combinados e o engajamento de toda a sociedade e afirmam que a ampliação da adoção de práticas complementares de conservação depende da extensão rural, da aplicação dos resultados da pesquisa nas propriedades e do trabalho conjunto com os agricultores. Em direção semelhante, Simões *et al.* (2021) assinalaram que os avanços da agricultura mais sustentável no Brasil estiveram relacionados à atuação de produtores, agentes governamentais, pesquisadores e extensionistas. Em conjunto, esses estudos sugerem que a efetividade de longo prazo das políticas públicas de conservação do solo tende a depender da combinação entre governança e planejamento conservacionista, monitoramento espacial, instrumentos econômicos e ações de extensão e participação social (Carauta *et al.*, 2021; Simões *et al.*, 2021; Suzuki *et al.*, 2024).

1.3. Sensoriamento Remoto

O Sensoriamento Remoto refere-se à técnica de se obter informações da superfície da Terra sem contato direto entre o sensor e o alvo, quer seja por satélites, aeronaves ou sensores afins (Jensen, 2016). O avanço dos sensores

ampliou a resolução e a precisão das imagens, mas a extração de informações continua a requerer processamento digital, viabilizando a identificação, realce e análise das feições de interesse (Crósta, 2002).

Atualmente, diversas fontes de dados são utilizadas conforme o objetivo do estudo, incluindo imagens ópticas e de radar de diferentes satélites, plataformas como *Google Earth*, ortofotos, modelos altimétricos e levantamentos com VANTs ou varredura a laser aerotransportada e terrestre (Loureiro, 2019).

1.3.1. Algoritmo *Random Forest* (RF)

O *Random Forest* (RF), floresta aleatória em português, é um algoritmo de aprendizado de máquina do tipo *ensemble*, que consiste em um conjunto de funções, desenvolvido por Leo Breiman em 2001, que revolucionou a análise de dados ao permitir classificações precisas através da combinação de múltiplas árvores de decisão geradas aleatoriamente e combinadas para produzir uma classificação final (Almeida, 2022; Breiman, 2001).

Trata-se de um método não paramétrico que não assume distribuições prévias dos dados, o que o torna mais flexível para receber diversas variáveis de entrada, típicas em dados ambientais (Tamiminia *et al.*, 2020).

O funcionamento do RF se baseia na geração de diversos subconjuntos de treinamento e na construção de árvores de decisão independentes a partir desses dados amostrais e cada árvore é treinada com um subconjunto aleatório dos dados de treinamento, obtido por amostragem aleatória com reposição, conhecido como *bootstrapped dataset* (Cutler *et al.*, 2007). Ou seja, sorteia-se aproximadamente dois terços do conjunto completo para treinar cada árvore, deixando cerca de um terço dos dados de fora, o chamado *out-of-bag* (OOB) para validação interna (Breiman; Cutler, [s.d.]). Adicionalmente, em cada nó de decisão de uma árvore, o algoritmo seleciona aleatoriamente um subconjunto de variáveis explicativas dentre todas as disponíveis, em vez de considerar todas as variáveis para decidir a melhor divisão (Jensen, 2016). As árvores do RF crescem até a máxima profundidade possível, sem poda, gerando modelos complexos, porém capazes de capturar diversas relações nos dados (Jensen, 2016).

Após o treinamento das múltiplas árvores, o modelo classifica novos dados por votação majoritária e cada árvore prediz uma classe para a nova amostra, sendo a classe final definida pela mais votada dentre todas as árvores do conjunto (Breiman, 2001). Esse processo de agregação, também conhecido como *bootstrap aggregating*, confere robustez ao resultado, pois mesmo que algumas árvores individuais errem, a maioria tende a acertar, reduzindo o erro de classificação geral (Breiman, 2001; Breiman; Cutler, [s.d.]). Uma propriedade adicional importante é que o RF aproveita os dados OOB de cada árvore, aproximadamente 30% não utilizados no seu treinamento, para estimar a acurácia de forma interna e imparcial, servindo como uma validação cruzada embutida no algoritmo (Almeida, 2022; Jensen, 2016). O RF também fornece medida de importância das variáveis, a importância de Gini, calculadas a partir da diminuição da precisão do modelo quando se exclui cada variável individualmente, de forma que quanto maior a redução na acurácia ao omitir uma variável, mais importante ela é considerada para o resultado (Breiman; Cutler, [s.d.]). Essa característica permite identificar e quantificar a contribuição das bandas espectrais, índices de vegetação, dados topográficos e/ou demais descritores na separação das classes.

Devido à sua acurácia e capacidade de lidar com grandes volumes de dados e múltiplas variáveis, o RF tem sido amplamente empregado em aplicações de Sensoriamento Remoto, especialmente em classificação de imagens de satélite (Tamiminia *et al.*, 2020). Este classificador tem se destacado, como pode ser visto pelo grande volume de produção científica sobre o tema, para classificação de uso e cobertura da terra, no mapeamento agrícola e em estudos ambientais sobre solo e vegetação, demonstrando resultados estáveis com necessidade relativamente baixa de ajustes de parâmetros pelo usuário (Lawrence *et al.*, 2006).

No contexto ambiental, o RF já foi aplicado com sucesso no monitoramento de práticas agrícolas sustentáveis e condições da vegetação: por exemplo, no mapeamento de sistemas integrados lavoura-pecuária em larga escala, visando a agricultura de baixa emissão de carbono (Kuchler, 2021a), e na avaliação dos níveis de degradação de pastagens tropicais a partir da classificação de dados orbitais (Almeida, 2022). A versatilidade do algoritmo permite também integrar diferentes fontes de dados de sensoriamento remoto. Um exemplo é a combinação de imagens óticas do *Sentinel-2* com dados de radar *Sentinel-1* como variáveis de entrada do

RF, que se mostrou uma abordagem robusta para mapear com precisão o uso/cobertura da terra em paisagens da Mata Atlântica (Almeida, 2022).

1.3.1.1. Aplicações e exemplos de uso do *Random Forest*

No contexto do Sensoriamento Remoto, o RF é amplamente empregado em classificação de uso e cobertura do solo, porque lida bem com grande número de bandas, índices de vegetação, texturas e variáveis topográficas, sem pressupor relações lineares entre preditores e classes (Ibrahim, 2023; Thanh Noi; Kappas, 2017).

No contexto de mudanças de uso e cobertura do solo, Fentaw e Abegaz (2024) empregaram séries temporais *Landsat* de 1990 a 2021 combinadas a dados auxiliares no *Google Earth Engine* (GEE) para mapear transformações na bacia do Alto Tekeze (Etiópia). Nesse estudo, o RF alcançou acurácia global (AG) de 0,83 e coeficiente *Kappa* de 0,75, e foi observada redução de 15,4% da classe *bareland*, com conversão predominante para áreas agrícolas e de assentamento (Fentaw; Abegaz, 2024).

A integração de sensores ópticos e SAR tem sido mobilizada para lidar com limitações de separabilidade espectral em contextos específicos, como áreas campestres. Em uma região campestre no bioma Mata Atlântica, Ferla, Narvaes e Kuplich (2025) combinaram, no âmbito do *Sentinel-1*, coeficiente de retroespalhamento, decomposição polarimétrica e coerência interferométrica, e, no *Sentinel-2*, bandas RGB (*red, green, blue*), NIR (*near infrared*) e os índices NDVI e SAVI, implementando o RF em pacote de código aberto. A classificação alcançou Acurácia Global (AG) de 0,89 e Kappa de 0,86; para a classe Solo Exposto, o *F1-score* foi de 0,83, com confusão relevante com a classe Campo em áreas de baixo teor de umidade, o que foi relacionado à similaridade espectral entre solo desnudo e vegetação campestre rala (Ferla; Narvaes; Kuplich, 2025).

Em escala de bioma, também na Mata Atlântica, Almeida (2022) utilizou séries temporais *Sentinel-2*, índices de vegetação (*Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), *Normalized Canopy Index* (NCI), *Normalized Difference Tillage Index* (NDTI), *Green Vegetation Index* (Vlgreen), entre outros), texturas GLCM (*Gray Level*

Co-occurrence Matrix), dados SAR *Sentinel-1* e declividade, em um fluxo de trabalho com o programa R e o GEE, voltado ao mapeamento de diferentes níveis de degradação de pastagens. O RF atingiu AG de até 0,96 e *Kappa* de 0,94 na classificação dos níveis de degradação. A Análise de Mistura Espectral foi aplicada para estimar as frações de vegetação fotossinteticamente ativa, vegetação seca, solo exposto e sombra. A tese do autor discutiu a correlação e a similaridade espectral entre vegetação não-fotossinteticamente ativa e solo exposto, propondo o uso conjunto da fração VNFA+SE e o suporte de índices no infravermelho de ondas curtas para aprimorar a discriminação desses componentes (Almeida, 2022). No Cerrado, a detecção de níveis de degradação de pastagens com imagens *PlanetScope SuperDove* e RF indicou a existência de janelas sazonais propícias ao mapeamento, além de apontar melhor desempenho quando se utilizam reflectâncias em comparação com índices de fração ou texturas (Silva *et al.*, 2024). Na comparação com dados do *Sentinel-2*, as bandas SWIR (*short wave infrared*) foram reportadas como úteis para aprimorar a discriminação de determinadas classes, enquanto a maior resolução espacial do *PlanetScope* permitiu identificar variações intra-parcela relevantes (Silva *et al.*, 2024).

Além do mapeamento de uso e cobertura e da degradação de pastagens, o RF tem sido aplicado à detecção e à análise de feições erosivas. Na sub-bacia do Caiador em Goiás (GO), Almeida *et al.* (2025) utilizaram séries temporais de três anos de índices de vegetação derivados do *Sentinel-2* (por exemplo, VIgreen, EVI, NCI, SATVI, NDTI) e bandas espectrais como preditores em um RF com 500 árvores de decisão, implementado no GEE. O modelo distinguiu áreas com evidências de feições erosivas acentuadas de outros usos e coberturas, com *Kappa* e AG de 0,99. Entre as variáveis de maior importância, destacaram-se índices sensíveis à biomassa e ao conteúdo de água, como VIgreen e EVI, na separação entre superfícies vegetadas e não vegetadas, incluindo áreas de solo exposto associadas às feições erosivas (Almeida *et al.*, 2025).

No Brasil, o RF também tem sido empregado na análise de feições erosivas e instabilidades de encosta, incluindo modelos de suscetibilidade a voçorocas e detecção de cicatrizes de movimentos de massa. No sul de Mato Grosso, um RF treinado com inventário de 400 voçorocas e descritores geoambientais alcançou curva ROC (*receiver operating characteristic*) de 0,931, e declividade, uso do solo e fatores climáticos foram apontados como variáveis de maior influência (Bouramtane;

Rezende-Filho, 2022). Em Itaóca (SP), a inclusão de derivadas topográficas em conjunto com dados *RapidEye* e do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) elevou o desempenho dos classificadores; nesse caso, o SVM apresentou métricas ligeiramente superiores às do RF, mas a detecção permaneceu restrita a cicatrizes de maior porte, em função de limitações na resolução espectral/espacial das imagens (Dias *et al.*, 2021). Em inventário pós-evento na Serra do Mar (SP), a integração de pares de imagens *PlanetScope*, antes e depois do evento, comparou o NDVI e a Análise de Componentes Principais (PCA) em uma abordagem OBIA associada ao RF, atingindo sensibilidade de 0,871 e especificidade de 0,986, o que indica o potencial da combinação entre detecção de mudanças espectrais e análise orientada a objetos para discriminar cicatrizes de deslizamentos (Bonini *et al.*, 2025).

De modo complementar, comparações entre algoritmos em dados *Sentinel-2* indicaram desempenho do RF igual ou superior ao SVM e ao k-NN no mapeamento de coberturas do solo, com estabilidade frente à alta dimensionalidade e à presença de variáveis correlacionadas (Phan; Kuch; Lehnert, 2020; Thanh Noi; Kappas, 2017). Esses resultados, aliados à possibilidade de integrar dados ópticos, SAR e topográficos no GEE, sustentam o emprego do RF como classificador central em abordagens voltadas à separação de solo exposto e demais classes de uso e cobertura do solo, sobretudo quando associados a índices espectrais e séries temporais que capturam variações sazonais de biomassa e umidade (Dagne *et al.*, 2023; Fentaw; Abegaz, 2024; Ibrahim, 2023). Em estudos que integram diferentes classificadores, em ambiente subtropical africano, a conjugação e a comparação entre RF e SVM no mapeamento de voçorocas com *PlanetScope* indicaram que as bandas originais superam o NDVI isolado e que a sazonalidade contribui para a separabilidade; nesse caso, o RF obteve maior OA na estação seca, enquanto o SVM apresentou maior acurácia do produtor na chuvosa (Phinzi *et al.*, 2021). Em bacias de monção no Himalaia, inventários multitemporais com imagens *PlanetScope* e *RapidEye* foram integrados à segmentação orientada a objetos (OBIA; *mean-shift*/SALaD) e ao RF para análises de suscetibilidade, com documentação de co-registro e validação, indicando a viabilidade operacional de fluxos OBIA+RF (Amatya; Emberson; Kirschbaum, 2024).

1.3.1.2 Balanceamento de classes

Na classificação supervisionada com algoritmos de aprendizado de máquina, como o RF, o balanceamento das amostras de treinamento influencia o desempenho do modelo e os resultados cartográficos gerados. Quando a base de aprendizagem é desbalanceada, com número desigual de observações entre as classes, o classificador tende a favorecer a classe majoritária, o que reduz a capacidade de identificar adequadamente classes raras ou minoritárias. Como esses algoritmos buscam minimizar o erro global, a sub-representação de determinadas classes pode comprometer sua predição. Por isso, é necessário avaliar a sensibilidade do classificador à distribuição das amostras de treinamento (Kuchler, 2021).

A literatura não apresenta consenso quanto à estratégia mais adequada de composição da base de treinamento para classificações de imagens de satélite com o algoritmo RF. Parte dos estudos indica vantagem do balanceamento entre classes, isto é, da utilização de quantidades equivalentes de amostras para cada classe. Nessa direção, Dalponte *et al.* (2013) e Jin, Stehman e Mountrakis (2014) relataram resultados mais favoráveis com bases balanceadas. Noi e Kappas (2017) observaram que esse efeito também depende do tamanho do conjunto de treinamento: em bases menores, o balanceamento tende a elevar a acurácia global, ao passo que, em conjuntos mais extensos, a diferença entre bases balanceadas e não balanceadas se reduz. Por outro lado, Colditz (2015) e Mellor *et al.* (2015) verificaram melhor desempenho quando a distribuição das amostras acompanhou a proporção real das classes de uso e cobertura da terra, o que ampliou a representação das classes dominantes. Nessa mesma perspectiva, Kuchler (2021) encontrou maior acurácia global e menor erro de comissão para a classe Integração Lavoura-Pecuária (ILP) ao empregar uma base amostral proporcional às proporções observadas em campo.

1.3.2 Características das imagens do satélite *PlanetScope*

A constelação *PlanetScope*, operada pela *Planet Labs*, é composta por centenas de nanossatélites tipo *CubeSat* (“*Doves*”) em órbita heliossíncrona, a cerca de 475 km de altitude, com revisita quase diária e resolução espacial em torno de 3 m, voltada ao monitoramento contínuo da superfície terrestre (Frazier; Hemingway, 2021; Roy; Huang; Houborg; Martins, 2021). Desde 2016, a constelação evoluiu em três gerações principais: *Dove-Classic*, com quatro bandas no visível e infravermelho próximo; *Dove-R*, com bandas otimizadas para maior compatibilidade espectral com sensores públicos; e *SuperDove*, lançados a partir de 2020, que introduziram oito bandas no visível e *red-edge*, mantendo GSD de 3 m (Baldin; Casella, 2025). Essa arquitetura em múltiplas gerações permite alta frequência temporal com aquisição global quase diária (Roy; *et al.*, 2021).

Os produtos *PlanetScope* são distribuídos em diferentes níveis de processamento. No nível mais básico, os produtos “*Analytic*” representam radiância ou reflectância no topo da atmosfera (TOA), ortorretificada, em quatro bandas (*blue*, *green*, *red*, NIR) para *Doves* mais antigos, e em oito bandas para os sensores *SuperDove* (*Planet Labs*, 2025). Sobre essa base, a *Planet Labs* disponibiliza o produto *Surface Reflectance* (SR), que aplica correção atmosférica, calibração radiométrica e ortorretificação, produzindo reflectância de superfície em 16 bits, com bandejamento 4-band ou 8-band e pixel de 3 m (*Planet Labs*, s.d.; Vanhellemont, 2023). Nas cenas *SuperDove*, o SR 8-band inclui bandas *coastal blue*, *blue*, *green 1*, *green*, *yellow*, *red*, *red-edge* e NIR, cobrindo a faixa de aproximadamente 443 a 865 nm, o que amplia a sensibilidade a gradientes de clorofila, estruturalidade da vegetação e transições solo/vegetação (Baldin; Casella, 2025; Vanhellemont, 2023).

O desenho espectral do *SuperDove* foi concebido para aumentar a interoperabilidade com o *Sentinel-2*. As bandas azul, verde, vermelho e NIR estreito foram calibradas para aproximar-se das bandas B2, B3, B4 e B8A, enquanto as bandas *yellow* e *red-edge* ocupam posições próximas às bandas B5 e B6 do *Sentinel-2* (Baldin; Casella, 2025). Essa proximidade espectral facilita a transferência de índices de vegetação e limiares desenvolvidos para o *Sentinel-2* e a combinação de séries multissensores em análises temporais e modelagem de processos de superfície (Baldin; Casella, 2025; Vanhellemont, 2023).

Apesar dessas melhorias, persistem desafios na integração do *PlanetScope* com outros sensores. Diferenças de ângulo de visada e iluminação afetam a reflectância observada devido à anisotropia bidirecional (BRDF), o que exige normalização angular para comparações temporais e espaciais consistentes (*Planet Labs*, 2025). Variações nas respostas espectrais entre gerações de *Doves* e entre *PlanetScope*, *Landsat* e *Sentinel-2* podem introduzir desvios em índices de vegetação e métricas derivadas, caso não sejam aplicadas correções espectrais ou calibração cruzada (Baldin; Casella, 2025; Roy *et al.*, 2021). Além disso, a correção atmosférica em alta resolução é sensível à detecção de nuvens e sombras; erros residuais nessas máscaras impactam diretamente a qualidade de séries temporais e de análises de mudança (*Planet Labs*, 2025; Vanhellemont, 2023).

Entre as limitações, destaca-se a ausência de bandas no infravermelho de ondas curtas (SWIR) na constelação *PlanetScope*, em contraste com sensores como o *Sentinel-2*, que dispõe das bandas B11 e B12 nessa região espectral (Claverie *et al.*, 2018). Bandas SWIR são amplamente empregadas para reforçar a diferenciação de materiais com distintos teores de umidade, argilas, minerais hidratados, cinzas e áreas queimadas, devido a feições de absorção específicas nessa faixa de comprimento de onda (Silva *et al.*, 2024). Em aplicação no Cerrado brasileiro, a classificação de níveis de degradação de pastagens com *PlanetScope SuperDove* apresentou bom desempenho, mas as acurácias obtidas com *Sentinel-2* foram ligeiramente superiores, resultado associado pelos autores à presença das bandas SWIR e ao espectro mais amplo do *Sentinel-2* (entre 400 e 2.500 nm, contra 400 a 900 nm do *SuperDove*) (Silva *et al.*, 2024). Assim, estudos que dependem fortemente da separação de alvos com variações sutis de umidade ou composição superficial tendem a se beneficiar da combinação de *PlanetScope* com sensores que possuam SWIR, ou da integração com variáveis auxiliares (Silva *et al.*, 2024). A Tabela 1 apresenta as características das bandas espectrais do *PlanetScope SuperDove*.

Tabela 1 - Características das bandas espectrais do satélite *PlanetScope*, com resolução de ~3 m.

Banda	Comprimento de onda (nm)	Largura espectral (nm)	Descrição
B1	443	20	Azul costeiro (<i>Coastal Blue</i>)
B2	490	50	Azul (<i>Blue</i>)

Banda	Comprimento de onda (nm)	Largura espectral (nm)	Descrição
B3	531	36	Verde I (<i>Green I</i>)
B4	565	36	Verde (<i>Green</i>)
B5	610	20	Amarelo (<i>Yellow</i>)
B6	665	31	Vermelho (<i>Red</i>)
B7	705	15	Borda vermelha (<i>Red Edge</i>)
B8	865	40	Infravermelho próximo (<i>Near Infrared</i>)

Fonte: Adaptado de *Planet Labs*, 2025.

1.3.2.1 Aplicabilidade de imagens *PlanetScope* no estudo de erosões

Para a identificação de solo exposto e feições erosivas, o uso conjunto das bandas vermelho e NIR é adequado: a razão espectral entre NIR, com alta reflectância na vegetação e vermelho, absorvido pela clorofila, permite separar pixels vegetados de solo exposto por meio de índices como o NDVI (Baldin; Casella, 2024). A inclusão da banda *red-edge* eleva a sensibilidade a variações de clorofila-e, combinada a séries temporais, auxilia a diferenciar vegetação residual de solo recentemente exposto e a capturar contrastes fenológicos (Baldin; Casella, 2024; Lake; Runquist; Moeller, 2022). No *PlanetScope*, a disponibilidade de bandas visíveis, NIR e *red-edge* a 3 m e revisitação quase diário favorece composições multitemporais e a detecção de exposição de solo (Baldin; Casella, 2024; Lake; Runquist; Moeller, 2022).

Um ponto importante para a escolha das imagens do satélite *PlanetScope* para o presente estudo foi a interoperabilidade de bandas com grande correlação das bandas com as das imagens do satélite *Sentinel-2*, permitindo realizar a comparação de performance com a utilização das mesmas bandas e aplicação de índices de vegetação e variáveis semelhantes. Esta comparação é relativa ao objetivo específico 2: “Comparar o desempenho de imagens de satélite de diferentes resoluções espaciais (*Sentinel-2* e *PlanetScope*) na detecção, monitoramento e mapeamento temporais de voçorocas e ravinamentos.” A Tabela 2 apresenta a correspondência entre as bandas do *Sentinel-2* e *PlanetScope*. Apenas as bandas 3 (*green I*) e 5 (*yellow*) não possuem correspondência entre a *PlanetScope* para a

Sentinel-2. A comparação baseia-se nos comprimentos de onda centrais e larguras de banda (FWHM) publicados pela *Planet* e na documentação de interoperabilidade do produto *Analysis-Ready PlanetScope* (ARPS) com *Sentinel-2* (*Planet Labs*, 2025).

Tabela 2 - Correspondência de bandas do satélite *PlanetScope* em relação ao satélite *Sentinel-2*.

Banda <i>PlanetScope</i> (<i>SuperDove</i>)	Comprimento de onda (FWHM) [nm]	Banda <i>Sentinel-2</i> correspondente
(B1) <i>Coast Blue</i>	443 [20]	B1 (aerosol/coastal)
(B2) <i>Blue</i>	490 [50]	B2 (<i>blue</i>)
(B3) <i>Green I</i>	531 [36]	não há equivalente direto
(B4) <i>Green II</i>	565 [36]	B3 (<i>green</i>)
(B5) <i>Yellow</i>	610 [20]	não há equivalente direto
(B6) <i>Red</i>	665 [31]	B4 (<i>red</i>)
(B7) <i>Red-edge</i>	705 [15]	B5 (<i>red-edge</i>)
(B8) <i>NIR</i>	865 [40]	B8A (NIR)

Fonte: Adaptado de *Planet Labs*, 2025.

A boa correspondência, seis bandas possuem correlação, entre os dois satélites possibilita a comparação da metodologia desenvolvida neste estudo quanto à sua aplicabilidade e resultados para os dois tipos de imagens e diferença de resolução.

Foram priorizados trabalhos que empregam *PlanetScope* em contextos tropicais ou subtropicais para detecção, mapeamento ou monitoramento de feições erosivas e movimentos de massa, com uso de classificadores como RF no fluxo de classificação. Inclui-se um estudo metodológico com *PlanetScope* voltado a séries temporais de movimentos lentos que, embora não centrado em RF, provêm informações a serem consideradas para as etapas de pré-processamento relevantes para fluxos com RF. Os estudos analisados empregam *PlanetScope* em configurações comparáveis e destacam escolhas metodológicas úteis para os fluxos de trabalho utilizados neste estudo.

Em ambiente subtropical africano, Phinzi, Abriha e Szabó (2021) utilizaram *PlanetScope* RGBN, resolução de cerca de 3 metros, com cenas sazonais e NDVI derivado, comparando RF e SVM no mapeamento de voçorocas com *k-fold* e *bootstrapping*, procedimentos de reamostragem voltados à avaliação de modelos e, em certos contextos, também empregados no treinamento e seleção (Hastie *et al.*, 2009). As bandas originais apresentaram melhor poder discriminante do que o NDVI isolado, e a sazonalidade alterou a separabilidade: *Random Forest* obteve maior OA na estação seca, ao passo que a SVM apresentou maior acurácia do produtor na

estação chuvosa. Esses resultados orientam a seleção de atributos, bandas originais combinadas a transformações como NDVI e PCA, além de texturas GLCM quando pertinente e sugerem conduzir o treinamento e a validação em janelas sazonais distintas para voçorocas.

No Himalaia, Amatya, Emberson e Kirschbaum (2024) integraram *PlanetScope* RGBN, anos de 2019 a 2020, co-registro consistente e um fluxo OBIA com segmentação *mean-shift* (SALaD) para gerar inventários multitemporais e mapas de suscetibilidade por RF. O encadeamento inventário para suscetibilidade, com preditores espectrais e derivados topográficos (e GLCM quando aplicável), demonstra que OBIA com RF é operacional para inventários e séries temporais, desde que as etapas de integração multitemporal e validação sejam documentadas.

Na Mata Atlântica, Serra do Mar (SP), Bonini *et al.* (2025) trabalharam com pares pré e pós-evento de *PlanetScope* RGBN, empregando normalização e co-registro para calcular NDVI e PCA; a classificação OBIA com RF produziu inventário com sensibilidade de 0,871 e especificidade de 0,986, reforçando a utilidade de combinar bandas originais, NDVI e componentes principais como preditores.

Mueting e Bookhagen (2024) discutiram séries com *PlanetScope* L1B e L3B, enfatizando ortorretificação, pareamento de visadas e controle geométrico; mesmo sem foco em RF, as recomendações reduzem falsos positivos e negativos e estabilizam o treinamento.

No Cerrado brasileiro, o uso de *PlanetScope SuperDove* de oito bandas para discriminar cinco estágios de degradação de pastagens destacou janelas sazonais mais favoráveis e desempenho superior de atributos de reflectância frente a frações espectrais, índices e texturas; as acurácias globais foram 0,69 (cenário de cinco classes) e 0,88 (cenário simplificado), com evidência de sensibilidade precoce de classes severas nas bandas visível e NIR; a comparação com *Sentinel-2* sugeriu ganho pela presença de SWIR (Silva *et al.*, 2024).

A utilização de imagens *PlanetScope Surface Reflectance* (SR) está alinhada a aplicações atuais que demandam alta resolução espacial e alta frequência temporal para monitoramento de vegetação. Os produtos SR da *Planet* são ortorretificados e corrigidos radiométrica e atmosféricamente, fornecendo reflectância de superfície em bandas no azul, verde, vermelho, NIR e, no caso dos produtos de oito bandas utilizado neste estudo, também em *red-edge* e o NIR2, o que os torna adequados para análise temporal e cálculo de índices de vegetação em

contextos agrícolas e florestais (*Planet Labs*, 2025). Aplicações recentes demonstram o uso de séries temporais *PlanetScope* e NDVI para monitoramento de crescimento de culturas e fenologia (Kokhan; Vostokov, 2020), bem como a combinação de *PlanetScope* SR com dados de VANT em estudos de monitoramento de culturas em clima mediterrâneo (Moletto-Lobos *et al.*, 2024). Nesse contexto, o uso de *PlanetScope* SR para comparar períodos chuvoso e seco foi coerente com a literatura e com a natureza dos objetivos do estudo.

1.3.3. Características das imagens do satélite *Sentinel-2*

A missão *Sentinel-2* integra o programa *Copernicus* e consiste em satélites ópticos em órbita heliosíncrona dedicados ao monitoramento terrestre. A constelação opera com revisita nominal de aproximadamente cinco dias no Equador e faixa de imageamento de aproximadamente 290 km (*Copernicus*, [s.d.]; *European Space Agency*, [s.d.]). O instrumento MSI fornece imagens multiespectrais em 13 bandas, apresentadas na Tabela 3, do visível ao SWIR, com resoluções espaciais de 10 m (bandas visíveis e NIR), 20 m (bandas *red-edge* e SWIR) e 60 m (bandas destinadas à calibração atmosférica) (*Copernicus*, [s.d.]; *European Space Agency*, [s.d.]).

Tabela 3 - Características das bandas espectrais do satélite *Sentinel-2*.

Resolução (m)	Banda	comprimento de onda (nm)	Largura S2A (nm)	Descrição
10	B2	4924	66	Azul
10	B3	5598	36	Verde
10	B4	6646	31	Vermelho
20	B5	7041	15	Borda Vermelha 1
20	B6	7405	15	Borda Vermelha 2
20	B7	7828	20	Borda Vermelha 3
10	B8	8328	106	Infravermelho Próximo (NIR)
20	B8A	8647	21	Infravermelho Próximo estreito (Borda Vermelha)
20	B11	16137	91	Infravermelho de Ondas Curtas 1 (SWIR 1)
20	B12	22024	175	Infravermelho de Ondas Curtas 2 (SWIR 2)
60	B1	4427	21	Aerosol costeiro
60	B9	9451	20	Vapor d'água

Resolução (m)	Banda	comprimento de onda (nm)	Largura S2A (nm)	Descrição
60	B10	13735	31	Cirrus (SWIR)

Fonte: Adaptado de *Copernicus*, [s.d.]; *European Space Agency*, [s.d.]

Os dados do *Sentinel-2* são disponibilizados de forma aberta, em consonância com a política de dados do programa *Copernicus*, por meio de plataformas como o *Copernicus Data Space Ecosystem* (*European Space Agency*, [s.d]). As imagens são utilizadas no monitoramento da vegetação, solos, corpos hídricos interiores e áreas costeiras, bem como em serviços de emergência, mapeamento de desastres e outras aplicações ambientais que demandam informação rápida sobre o uso e cobertura da terra (*European Space Agency*, [s.d]). Essa política de acesso aberto permite que pesquisadores, órgãos governamentais e demais usuários empreguem os dados em diferentes aplicações, sem restrições financeiras ou de licenciamento.

Cada satélite *Sentinel-2* carrega um único instrumento de imageamento óptico chamado *Multi-Spectral Instrument* (MSI), o qual captura imagens multiespectrais de alta resolução. O MSI foi desenvolvido pela empresa *Astrium* (*Airbus Defence and Space*) e pesa cerca de 100 kg, utilizando espelhos e detectores para adquirir simultaneamente múltiplas faixas do espectro refletido pela superfície terrestre (*Copernicus*, [s.d]). A vida útil nominal de cada satélite é de aproximadamente 7,25 anos, de modo que lançamentos escalonados garantem a continuidade dos dados ao longo do tempo (*Copernicus*, [s.d.]).

As imagens do *Sentinel-2* são disponibilizadas em níveis de processamento *Top-of-Atmosphere* (TOA) (nível 1C) e *Surface Reflectance* atmosféricamente corrigida (nível 2A), com dados georreferenciados em projeção UTM/WGS84 e organizados em tiles de 100 km x 100 km. A combinação de alta resolução espacial (10-20 m nas bandas principais), amplo espectro (13 bandas) e rápida revisita (cinco dias), o que torna o *Sentinel-2* uma fonte de dados valiosa para uma variedade de aplicações, como classificação de uso da terra, monitoramento agrícola, detecção de mudanças ambientais e resposta a desastres (*European Space Agency*, [s.d]).

1.3.3.1. Aplicabilidade de imagens *Sentinel-2* no estudo de erosões

Quanto à aplicabilidade, o *Sentinel-2* com sua cobertura sistemática e maior abrangência espectral se mostrou apropriado a sínteses regionais e séries sazonais, enquanto sensores de maior resolução agregam detalhe geométrico para mapear feições estreitas e rupturas pequenas (Silva *et al.*, 2024). A engenharia de atributos recorre a índices de vegetação e solo, à Análise de Componentes Principais (PCA), a texturas derivadas da Matriz de Coocorrência de Níveis de Cinza (GLCM) e a variáveis de terreno (declividade, curvaturas, índices de convergência e de umidade), além de distâncias a drenagens e estradas, compondo matrizes preditoras com sinais espectrais e contextuais úteis à distinção entre solo exposto, vegetação estressada e substratos litológicos (Bouramtane; Rezende-Filho, 2022; Qi *et al.*, 2024).

No contexto brasileiro, séries temporais do *Sentinel-2* combinadas a índices de vegetação como, por exemplo, o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI), Índice de Vegetação Aprimorado (EVI) e Índice de Vegetação Verde (VIgreen), e o RF, alcançaram acurácias elevadas ($Kappa = 0.99$, $F1-score = 0.99$ e $AG = 0.99$.) ao discriminar classes de erosão superficial em bacias no bioma do Cerrado. O estudo relata, porém, confusão entre estradas de terra e feições erosivas e dificuldade para separar erosão superficial de voçorocas, sugerindo a necessidade de informação complementar, como uso de algoritmos de IA que considerem a informação contextual para melhorar a separabilidade das classes (Almeida *et al.*, 2025).

1.3.4. Diferenças entre *Sentinel-2* e *PlanetScope*

O *Sentinel-2* possui 13 bandas espectrais, incluindo faixas *red-edge* e SWIR, enquanto o *PlanetScope* opera apenas com bandas espectrais no visível e NIR. Essa diferença permite ao *Sentinel-2* gerar índices relacionados à umidade, solo exposto e degradação da vegetação que não podem ser obtidos diretamente com o

PlanetScope, aumentando assim a capacidade de mapeamento de áreas sujeitas à erosão hídrica em escala de bacia (Baldin; Casella, 2025).

As bandas *red-edge* do *Sentinel-2* são sensíveis a variações sutis no teor de clorofila e ao estresse da vegetação, permitindo o uso de índices capazes de detectar declínio de vigor antes mesmo de haver redução expressiva de biomassa (Liu, 2025). Dessa forma, em áreas propensas à erosão hídrica, é possível identificar precocemente a perda de eficiência da vegetação protetora em encostas, margens de cursos d'água ou regiões agrícolas. Em contrapartida, índices restritos a bandas visíveis e NIR, como o NDVI calculado a partir do *PlanetScope*, tendem a saturar em coberturas vegetais densas e a responder apenas a estágios mais avançados de degradação (Baldin; Casella, 2025; Barros, 2025).

Já as bandas SWIR do *Sentinel-2* permitem estimar a umidade do solo e da vegetação por meio de índices como *Normalized Difference Moisture Index* (NDMI), *Normalized Difference Water Index* (NDWI) e variantes que combinam NIR e SWIR. Esses índices apresentam boa correlação com a umidade superficial medida em campo (Liu *et al.*, 2021). Além disso, esses mesmos canais SWIR possibilitam calcular índices como *Bare Soil Index* (BSI) e *Normalized Burn Ratio 2* (NBR2), que realçam o solo exposto seco e distinguem áreas de solo exposto com pouca palhada de superfícies vegetadas ou saturadas. Com isso, aumenta-se a precisão na identificação de focos de erosão e na distinção de diferentes graus de severidade do processo erosivo (Barros, 2025; Qi, 2023). As bandas *red-edge* e SWIR exclusivas do *Sentinel-2* fornecem informação espectral adicional sobre a condição da vegetação, a umidade e a exposição do solo. Isso se traduz em uma melhor detecção de áreas degradadas, delimitação de solo exposto e caracterização de zonas de maior susceptibilidade à erosão hídrica, em comparação ao *PlanetScope*, que permanece restrito a combinações entre bandas do visível e NIR (Baldin; Casella, 2025; Barros, 2025; Liu, 2021; Qi, 2023;).

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Nota metodológica

Em razão da ausência de estudos voltados especificamente ao recorte delimitado no âmbito do Programa Rio Rural (2020), a caracterização da área de estudo foi realizada com base em dados geoespaciais públicos e na literatura técnico-científica pertinente. Quando inexistiam trabalhos específicos para esse recorte, adotou-se, por aproximação, bibliografia referente ao Vale do rio Paraíba do Sul e à sua porção média, por se tratar do contexto regional em que a área investigada se insere.

Não foram realizadas campanhas de campo nem verificação *in situ* das feições erosivas. Assim, as informações utilizadas nesta pesquisa derivam de literatura técnico-científica, bases públicas e interpretação visual de imagens *Sentinel-2*, *PlanetScope* e imagens de referência de altíssima resolução disponíveis no *Google Earth Engine*, incluindo cenas creditadas à *Airbus*, associadas ao satélite Plêiades.

Neste trabalho, adota-se o termo “área de estudo” para o recorte analisado, uma vez que, embora delimitado no âmbito do Programa Rio Rural, ele não corresponde estritamente à definição geomorfológica e hidrológica clássica de microbacia.

Cabe ainda observar que, na etapa de modelagem, os preditores topográficos foram derivados do MDE SRTM com grade de aproximadamente 30 m. Como os classificadores foram ajustados e aplicados sobre essa mesma malha, os produtos finais devem ser interpretados nessa escala, ainda que parte dos dados de entrada apresenta resolução espacial mais fina.

2.2 Caracterização da área de estudo

A área de estudo (Programa Rio Rural, 2020) está situada no bioma Mata Atlântica, inserida no município de Vassouras (RJ). Esse município encontra-se majoritariamente na Região Hidrográfica III – Médio Vale do Paraíba do Sul, que abrange cerca de 96% de seu território; os 4% restantes localizam-se na Região Hidrográfica II – Guandu, em decorrência do divisor de águas entre as duas bacias hidrográficas (CEIVAP, 2009). A área de estudo é delimitada pelas coordenadas WGS 84: limite oeste em 22°20'51,11"S e 43°40'45,02"O; limite leste em 22°16'12,38"S e 43°32'51,16"O; limite sul em 22°21'57,28"S e 43°38'51,79"O; e limite norte em 22°15'52,80"S e 43°33'35,48"O. Sua área corresponde a aproximadamente 3.800 ha (Programa Rio Rural, 2020). Localiza-se na margem direita do rio Paraíba do Sul, fazendo divisa com os municípios de Valença e Rio das Flores, inserindo-se no contexto fisiográfico regional, conforme ilustrado na Figura 6. Os produtos cartográficos foram elaborados em coordenadas geográficas, datum WGS 84 (EPSG:4326).

Quanto à escolha do recorte analisado neste estudo, destacado na Figura 6, sua seleção se deu por apresentar características favoráveis à análise da erosão hídrica do solo com base em sensoriamento remoto. Trata-se de uma área delimitada no âmbito do Programa Rio Rural (2020) ao longo da margem do rio Paraíba do Sul, o que permite examinar processos erosivos em encostas que influenciam diretamente a bacia hidrográfica. A paisagem local é predominantemente composta por pastagens e não inclui manchas urbanas, reduzindo interferências antrópicas que poderiam dificultar a interpretação espectral. Um fator determinante para a escolha da área foi a presença de voçorocas e outras feições erosivas de grande magnitude, visíveis em imagens de satélite de média, alta e altíssima resolução. Essas feições facilitaram tanto a identificação da classe de interesse quanto a análise visual dos resultados obtidos. Embora a área não atenda, do ponto de vista geomorfológico e hidrológico, à definição clássica de microbacia, sua seleção se justifica pela convergência dos atributos mencionados, que a tornam adequada aos objetivos da pesquisa.

Figura 6 - Localização da área de estudo no município de Vassouras (RJ) e na Região Hidrográfica III – Médio Vale do Paraíba do Sul.



Legenda: O detalhe destaca o relevo no entorno da área de estudo. Sistema de referência: coordenadas geográficas, datum WGS 84 (EPSG:4326).

Fontes: Delimitação da área de estudo: Programa Rio Rural (2020); hidrografia e limites político-administrativos: IBGE (2025b); limite da Região Hidrográfica III – Médio Vale do Rio Paraíba do Sul: Comitê de Integração da Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba do Sul (2009); base cartográfica: Esri; TomTom; Garmin; FAO; NOAA; USGS; NGA; *OpenStreetMap contributors*; *GIS User Community* (ESRI, 2025). Elaboração: a autora.

2.2.1 Bioma Mata Atlântica

A área de estudo, localizada em Vassouras (RJ), na margem direita do rio Paraíba do Sul, insere-se no domínio do bioma Mata Atlântica, cuja delimitação legal e cartográfica é definida pela área de aplicação da Lei da Mata Atlântica, que totaliza 130.973.638 ha (Brasil, 2006; Fundação SOS Mata Atlântica; Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2024). Nesse bioma, as formações florestais nativas englobam Floresta Ombrófila Densa, Floresta Ombrófila Aberta, Floresta Ombrófila Mista (associada à presença de *Araucaria angustifolia*), Floresta Estacional Semidecidual

e Floresta Estacional Decidual, além de formações pioneiras e ecossistemas associados (IBGE, 2012). No setor interior do Vale do Paraíba do Sul, onde se localiza a área de estudo, a Floresta Estacional Semidecidual é a fitofisionomia predominante, com ampla distribuição em porções do Sudeste, incluindo o Estado do Rio de Janeiro (IBGE, 2012).

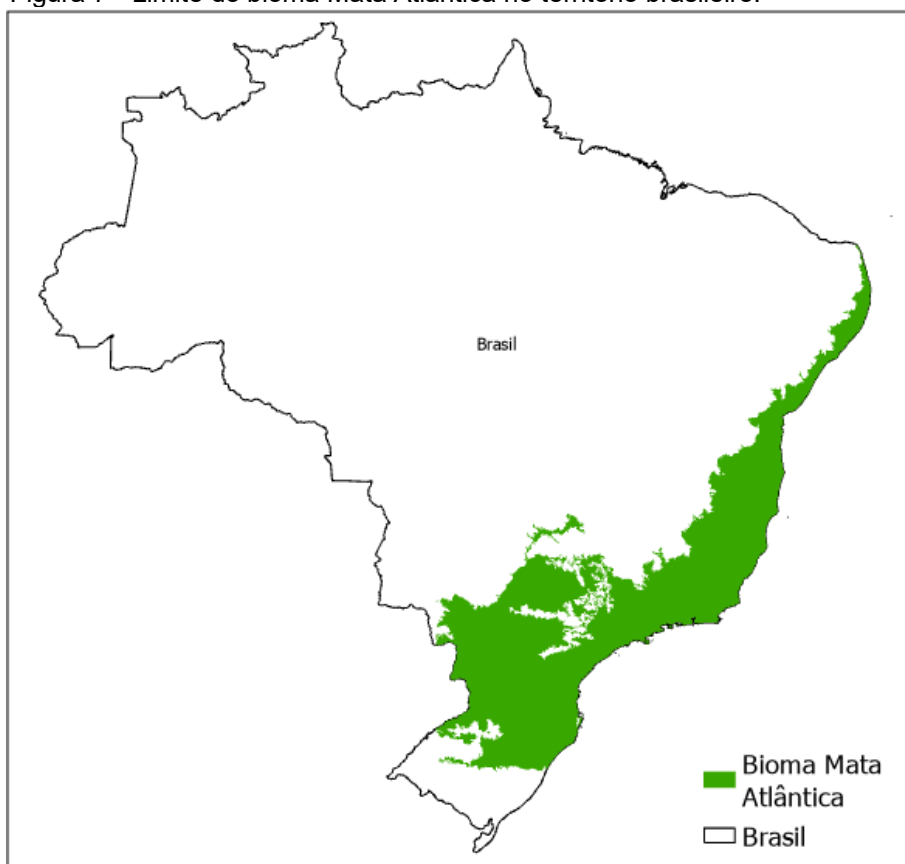
O intenso processo de ocupação do território e os sucessivos ciclos econômicos resultaram em forte fragmentação da vegetação nativa e na sua substituição por usos agropecuários e urbanos, acarretando redução drástica da cobertura florestal e a permanência de remanescentes isolados (Dean, 1996). Em escala de bioma, o monitoramento sistemático realizado pelo Atlas dos Remanescentes Florestais da Mata Atlântica indica que os remanescentes mais bem conservados, classificados como florestas maduras, correspondem a 12,4% da área de aplicação da Lei da Mata Atlântica (Fundação SOS Mata Atlântica; Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2024). No período de 2022 a 2023, o desmatamento mapeado para a classe “Mata” totalizou 14.697 ha, com emissão estimada de 7,032 milhões de toneladas de CO₂ equivalente associada a essas perdas (Fundação SOS Mata Atlântica; Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2024).

A Mata Atlântica é reconhecida internacionalmente como *hotspot* de biodiversidade, em função da combinação entre elevado endemismo e forte grau de ameaça, o que se expressa na alta riqueza de espécies e na presença de numerosos táxons restritos aos fragmentos remanescentes (Myers *et al.*, 2000).

Esse enquadramento no domínio da Mata Atlântica e a referência à fitofisionomia regional contextualizam o padrão de cobertura da terra discutido adiante e orientam a leitura dos condicionantes físico-ambientais apresentados nas seções seguintes.

A Figura 7 ilustra o limite do bioma Mata Atlântica no território brasileiro e sua distribuição espacial ao longo da faixa leste do país, de acordo com a base de dados de biomas do IBGE, com a sobreposição do limite político-administrativo nacional (IBGE, 2025a; IBGE, 2025b).

Figura 7 - Limite do bioma Mata Atlântica no território brasileiro.



Fonte: Limite do bioma Mata Atlântica: IBGE – Biomas do Brasil (IBGE, 2025a);
 Limite do Brasil: IBGE – Base Cartográfica Contínua do Brasil 1:250.000
 (IBGE, 2025b). Elaboração: a autora.

2.2.2 Influência histórica no uso do solo no município de Vassouras e região do Médio Vale do Paraíba do Sul

O Médio Vale do rio Paraíba do Sul constituiu, no século XIX, um dos principais núcleos da cafeicultura escravista na Mata Atlântica. Vassouras, em particular, atingiu seu auge por volta da década de 1850, articulando grande concentração de riqueza e poder político. A base produtiva dessa economia se estruturou em grandes propriedades escravistas, com forte concentração fundiária e uso extensivo de trabalho cativo (Stein, 1957).

A instalação das fazendas cafeeiras implicou remoção generalizada da Mata Atlântica em encostas íngremes, com cultivo de café em declives acentuados e manejo pouco conservacionista dos solos (Dantas; Coelho Netto, 2018; Dean, 1996).

Do ponto de vista físico, o ciclo cafeeiro correspondeu a um período de intensa atividade morfodinâmica, marcado por erosão em vertentes e aporte de sedimentos para os vales, com formação de paisagens degradadas no médio Vale do Paraíba do Sul (Dantas; Coelho Netto, 2018). Essa dinâmica se insere em um processo mais amplo de devastação da Mata Atlântica por sucessivos ciclos econômicos, no qual a cafeicultura ocupa posição destacada, tanto na supressão florestal quanto na formação posterior de mosaicos de fragmentos e áreas agrícolas (Dean, 1996).

A partir do último quarto do século XIX, o declínio regional é associado ao esgotamento das terras e à perda de competitividade frente à expansão da cafeicultura em novas áreas paulistas, com queda produtiva e enfraquecimento econômico também reportados para Vassouras (Stein, 1957). No Médio Vale do Paraíba do Sul, a transição do ciclo cafeeiro para a pecuária e a reorganização do uso do solo em torno de pastagens - com a pecuária descrita como atividade predominante na paisagem atual do vale - são discutidas em diversos estudos (Brasil *et al.*, 2018; Oliveira; Lazos Ruíz, 2018; Quinteiro *et al.*, 2018).

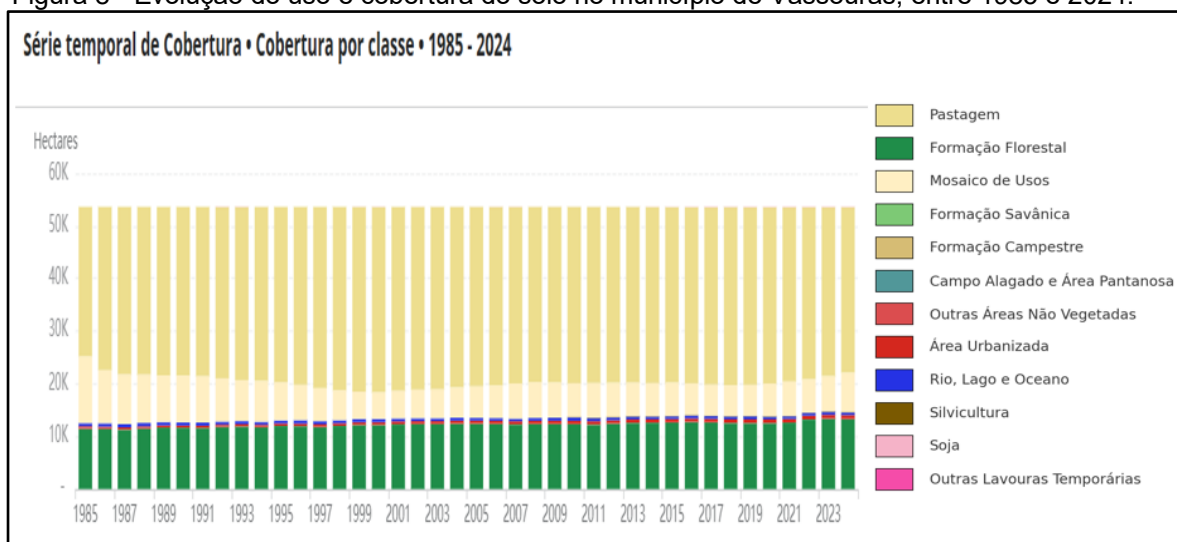
A partir do final do século XX, o território de Vassouras passou a integrar a região turística “Vale do Café”. O turismo se ancora em antigas fazendas cafeeiras, igrejas e estações ferroviárias, que se tornam patrimônio cultural e suporte para novas atividades econômicas. Várias sedes de fazendas de café, hoje sem produção agrícola, foram convertidas em empreendimentos turísticos, hotéis e espaços de eventos, com grandes áreas de gramados e jardins ocupando antigos espaços produtivos. Essa reutilização manteve a estrutura fundiária e a paisagem herdada da cafeicultura, ao mesmo tempo em que produziu novas formas de uso do solo vinculadas à valorização histórica (Gomes; Mendonça, 2017).

Paralelamente, Alves (2025) analisa a transformação de Vassouras “da economia cafeeira à cidade universitária”, destacando o papel da Universidade de Vassouras e de sua mantenedora na reativação econômica do município, com expansão de serviços educacionais e de saúde, crescimento urbano e valorização do patrimônio histórico. Trata-se de uma mudança na função econômica principal da cidade, ancorada, contudo, em uma base territorial construída ao longo do ciclo cafeeiro e de sua crise.

2.2.3. Dinâmica do uso e cobertura do solo na área de estudo

No município de Vassouras, inserido no Médio Vale do Paraíba do Sul, os dados oriundos da Coleção 10 do MapBiomas (Figura 8) disponibilizam mapas de uso e cobertura do solo para o Brasil entre 1985 e 2024, produzidos por classificação supervisionada com RF, que evidenciam a predominância persistente da classe Pastagem ao longo de todo o período analisado, com variações moderadas de área, enquanto a Formação Florestal apresenta tendência discreta de aumento associada sobretudo à regeneração secundária em áreas de maior declividade. O Mosaico de Usos Agropecuários¹, por sua vez, oscila temporalmente, refletindo rearranjos locais entre pastagem, agricultura de pequena escala e áreas em pousio (MapBiomas, 2025).

Figura 8 - Evolução do uso e cobertura do solo no município de Vassouras, entre 1985 e 2024.



Fonte: Adaptado de Mapbiomas Coleção 10 (MapBiomas, 2025).

A manutenção prolongada de pastagens extensivas, especialmente quando submetidas a manejo inadequado, favorece a compactação do solo pelo pisoteio animal, o selamento superficial e a redução da infiltração da água, intensificando o escoamento superficial e a erosão hídrica (Dias-Filho; Lopes, 2021). Em ambientes de relevo ondulado a forte-ondulado, como os que caracterizam o Médio Vale do Paraíba do Sul, a combinação entre declividades acentuadas, solos com baixa

¹ Mosaico de Usos (Mata Atlântica) corresponde a áreas destinadas ao uso agropecuário em que não foi possível distinguir entre pastagens e áreas agrícolas, incluindo terras em pousio; pode incluir zonas periurbanas (pequenas propriedades, sítios e chácaras) e áreas de transição com vegetação secundária em desenvolvimento em pastagens abandonadas ou em processos de restauração ecológica, ainda sem porte e estrutura florestal (MapBiomas, 2023).

cobertura vegetal e chuvas de elevada energia cinética resulta na intensificação de processos erosivos lineares. Essa condição favorece a formação e evolução de sulcos, ravinas e voçorocas, especialmente em encostas ocupadas por pastagens degradadas ou em áreas com uso inadequado do solo (Salgado *et al.*, 2008). Estudos realizados em municípios como Paty do Alferes e Barra do Piraí (RJ) documentam que a alta pluviosidade concentrada na estação chuvosa, aliada à susceptibilidade dos solos e à declividade do relevo, tem contribuído para a ocorrência recorrente de feições erosivas incisivas em margens de drenagens e vertentes (Lima *et al.*, 2018). Em relevo semelhante, na Zona da Mata de Minas Gerais, verificou-se que a atuação de chuvas intensas em terrenos com suscetibilidade moderada à erosão, quando submetidos a usos antrópicos não conservacionistas, pode acelerar a transição de processos superficiais para erosão linear profunda (Calderano Filho *et al.*, 2005). Do ponto de vista conceitual, a literatura geomorfológica nacional reconhece que, em áreas tropicais úmidas, a combinação entre encostas inclinadas, alta energia das chuvas e fragilidade estrutural do solo é determinante para a gênese e agravamento da erosão linear, mesmo em relevo apenas moderadamente acidentado (Guerra; Botelho, 2006).

Do ponto de vista hidrológico e conservacionista, a cobertura vegetal atua na proteção do solo ao interceptar parte da precipitação, amortecer a energia de impacto das gotas, reduzir o selamento superficial, aumentar a rugosidade hidráulica e, assim, diminuir a velocidade do escoamento superficial e o carreamento de sedimentos (Rodrigues; Pruski, 2019). Em comparação com pastagens degradadas, coberturas mais densas e permanentes tendem a manter maiores taxas de infiltração e menor geração de escoamento superficial, o que se associa a menor propensão à erosão hídrica (Dias-Filho; Lopes, 2021; Rodrigues; Pruski, 2019). No campo de políticas públicas, avaliação do Programa Estadual de Microbacias em São Paulo descrevem intervenções com práticas conservacionistas e ações de manejo em escala de microbacia, incluindo terraceamento e outras intervenções mecânicas, adequação de estradas rurais e recomposição/isolamento de APPs e mata ciliar, com efeitos condicionados pela continuidade das ações e pela coordenação em nível local (Neves Neto; Clemente, 2014). No contexto da bacia do Paraíba do Sul, onde se insere a área de estudo, o predomínio de pastagens e a baixa proporção de cobertura florestal são registrados como componentes do uso e cobertura da terra associados a processos erosivos e à degradação ambiental

(AGEVAP, 2006). Nessa perspectiva, a dinâmica de uso e cobertura do solo condiciona a ocorrência de processos erosivos ao modular a proteção superficial, a infiltração e a geração de escoamento superficial das encostas para fundos de vale e canais (AGEVAP, 2006; Dias-Filho; Lopes, 2021; Rodrigues; Pruski, 2019).

2.2.4. Transformação do uso da terra e processos erosivos após o ciclo do café

O ciclo do café, iniciado no Vale do Paraíba do Sul nas primeiras décadas do século XIX, promoveu uma transformação ampla da paisagem e dos ecossistemas regionais. A expansão da cafeicultura baseou-se na derrubada sistemática da Mata Atlântica, sobretudo em encostas consideradas mais adequadas ao plantio do que os úmidos fundos de vale (Dean, 1996; Oliveira; Ruiz, 2018).

O desmatamento era realizado por corte raso em massa seguido de queima da vegetação, com uso intensivo de mão de obra escravizada e absoluta ausência de práticas de conservação do solo ou reciclagem de nutrientes. Na visão dos fazendeiros da época, os solos da Mata Atlântica seriam naturalmente férteis e inesgotáveis; desse modo, o problema da queda de produtividade era “resolvido” simplesmente abandonando os cultivos exauridos e abrindo novos roçados mediante mais derrubadas de floresta (Oliveira; Winiwarter, 2010). Como consequência desse manejo extrativista, o horizonte superficial do solo - rico em matéria orgânica - foi rapidamente removido, comprometendo a fertilidade e favorecendo a erosão nas vertentes (Dantas; Coelho Netto, 2018). Em outras palavras, a exploração cafeeira deixou um rastro devastador na região, marcado pela exaustão dos solos e intensificação da erosão do solo em escala regional (Assis Brasil *et al.*, 2018).

Em 2020, campos e pastagens corresponderam a 45% do território da unidade de planejamento Médio Paraíba do Sul (Comitê de Integração da Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba do Sul, 2020), grande parte delas em algum estágio de degradação devido ao manejo inadequado (Oliveira; Ruiz, 2018). Em muitas dessas áreas, práticas como o uso recorrente do fogo para renovação de pasto, o superpastejo e o pisoteio excessivo pelo gado levam à redução da cobertura vegetal rasteira e à compactação do horizonte superficial do solo (Oliveira; Ruiz, 2018). Tais fatores diminuem a infiltração de água e impedem a regeneração natural da

vegetação arbórea, mantendo o solo exposto e extremamente vulnerável à erosão. Como resultado, intensas chuvas tropicais desencadeiam escoamento superficial concentrado, favorecendo processos erosivos acelerados nas encostas desprotegidas (Dantas; Coelho Netto, 2018; Guerra *et al.*, 2017). Levantamentos geomorfológicos na região registram e mapeiam inúmeras ravinas e voçorocas, com distribuição fortemente controlada pelo uso do solo e pela topografia do terreno (Salgado *et al.*, 2008). Observa-se, por exemplo, que essas feições erosivas se concentram sobretudo em encostas longas e declivosas de solos pouco profundos, típicas das áreas desmatadas no passado para o cultivo do café (Salgado *et al.*, 2008). Em muitos casos, as voçorocas só tiveram sua expansão contida décadas mais tarde, após a remoção total da cobertura sedimentar erodível e o início de algum processo de revegetação natural local (Salgado *et al.*, 2008).

Em perspectiva histórica, a sequência de derrubada e queima da Mata Atlântica para a implantação dos cafezais, seguida da substituição dessas lavouras por pastagens de pecuária extensiva, explica em grande medida a exaustão dos solos, a expansão das áreas de pastagem e a persistência de formas erosivas na paisagem do Médio Vale do Paraíba (Dantas; Coelho Netto, 2018; Oliveira; Ruiz, 2018). Trata-se de um caso emblemático de “denudação antropogênica” da paisagem (Dantas; Coelho Netto, 2018), em que as transformações promovidas pela ação humana em um curto intervalo de tempo geraram impactos geomorfológicos e ecológicos de longa duração. Os legados socioecológicos do ciclo do café - solos empobrecidos, relevo dissecado por erosão e cobertura vegetal altamente alterada - ainda se fazem presentes mais de um século após o auge da cafeicultura na região (Brasil *et al.*, 2018; Oliveira; Ruiz, 2018).

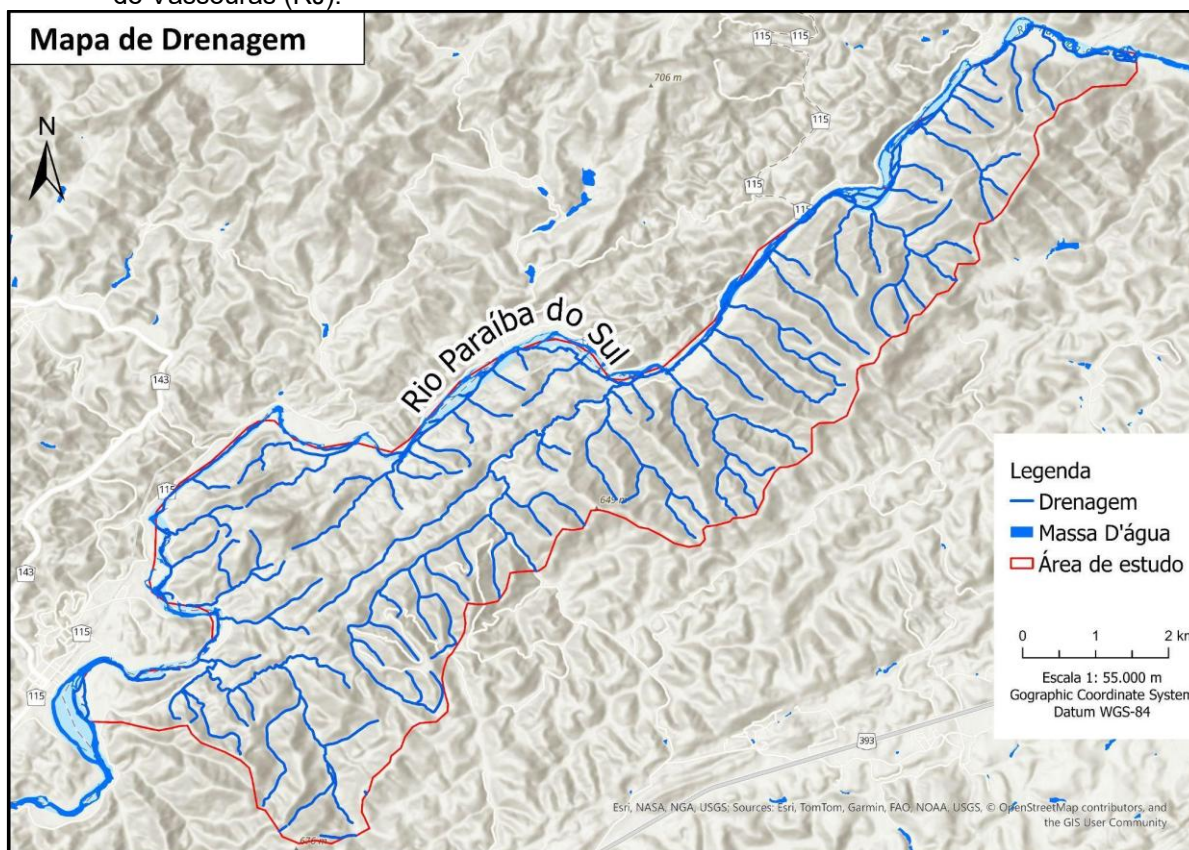
Esses fatos históricos e seus impactos reforçam a necessidade de analisar também as características fisiográficas da área de estudo para entendimento dos fatores que influenciam e condicionam a dinâmica dos solos na região.

2.2.5 Hidrografia

A área de estudo localiza-se à margem direita do rio Paraíba do Sul, que constitui o limite norte do recorte. A rede de drenagem interna apresenta canais de

menor ordem distribuídos ao longo das vertentes e convergindo para coletores que desaguam no rio Paraíba do Sul (IBGE, 2018), como pode ser visto na Figura 9.

Figura 9 - Mapa de drenagem da área de estudo na margem direita do rio Paraíba do Sul, município de Vassouras (RJ).



Legenda: Rede de drenagem e massas d'água (azul) e o limite da área de estudo (vermelho). Fontes: Delimitação da área de estudo: Programa Rio Rural (2020); hidrografia: IBGE (2018); base cartográfica e relevo sombreado: Esri; *OpenStreetMap contributors*; *GIS User Community* (ESRI, 2025). Elaboração: a autora.

No Vale do rio Paraíba do Sul, observa-se uma organização hierarquizada, com cabeceiras curtas e múltiplos talwegues conectados a canais principais, indicando elevada conectividade entre encostas e fundos de vale. (IBGE, 2018; Coelho Netto, 2003). O padrão espacial da drenagem é compatível com uma rede predominantemente dendrítica a subdendrítica, com tributários que se ramificam e se integram progressivamente a canais de maior ordem em direção ao nível de base representado pelo rio Paraíba do Sul (Coelho Netto, 2003; IBGE, 2018).

Em termos de processos superficiais, a presença de múltiplas cabeceiras e a convergência do escoamento em talwegues favorecem a concentração de fluxo durante eventos de chuva, aumentando a energia do escoamento e o potencial de incisão nos canais de menor ordem (Coelho Netto, 2003; Renard et al., 1997). Essa concentração tende a intensificar a transição de escoamento difuso para

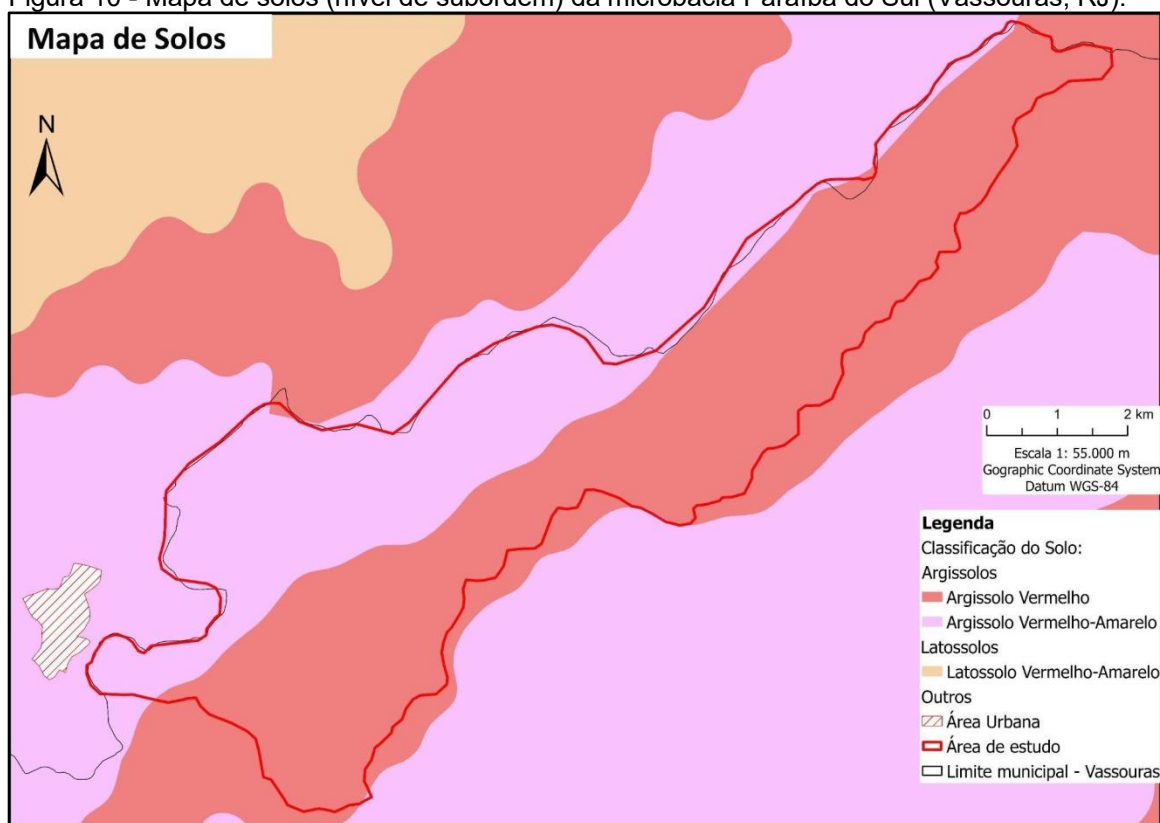
escoamento concentrado, que está associada ao desenvolvimento de sulcos e à evolução para formas erosivas lineares mais profundas quando as condições de declividade e cobertura do solo favorecem o processo. (Guerra; Botelho, 2006; Guerra *et al.*, 2017; Renard *et al.*, 1997). A resposta erosiva depende também da erodibilidade dos solos, entendida como suscetibilidade intrínseca à desagregação e ao transporte, condicionada por atributos como textura, estrutura e teor de matéria orgânica (Lal, 2001; Renard *et al.*, 1997). Assim, em setores onde a rede de drenagem concentra fluxo sobre solos com maior erodibilidade, há tendência de maior mobilização de partículas e aumento do aporte de sedimentos para os canais (Lal, 2001; Renard *et al.*, 1997; Rodrigues; Pruski, 2019).

2.2.6. Pedologia

A cobertura pedológica do Médio Vale do Paraíba do Sul é bastante heterogênea, variando conforme os materiais de origem, a topografia, a drenagem e o histórico de uso do solo (Lepsch, 2010; Santos *et al.*, 2018). No contexto regional, ocorrem diversas classes de solos conforme o Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (Santos *et al.*, 2018), incluindo: latossolos, argissolos, cambissolos, neossolos e gleissolos. No recorte específico da microbacia (Figura 10), o mapeamento indica predomínio de Latossolos e Argissolos (Santos *et al.*, 2018).

Em encostas com declividade moderada a alta, são mais frequentes os Argissolos. Esses solos se caracterizam por um horizonte Bt argiloso, com acúmulo de argila por iluviação, e por um forte contraste textural entre os horizontes superficiais mais arenosos e o subsolo mais argiloso (Lepsch, 2010; Resende *et al.*, 2014). Esse contraste textural atua como uma descontinuidade hidráulica no perfil, favorecendo a concentração de fluxo lateral subsuperficial. Nessas condições, combinadas à declividade e à cobertura do solo, aumenta a suscetibilidade à erosão linear (Lepsch, 2010). Em Argissolos que apresentam horizonte superficial (A ou E) arenoso sobre um Bt argiloso, a formação de fluxo subsuperficial concentrado pode levar à erosão interna (*piping*) e, sob condições propícias, evoluir para ravinas e voçorocas (Resende *et al.*, 2014).

Figura 10 - Mapa de solos (nível de subordem) da microbacia Paraíba do Sul (Vassouras, RJ).



Fonte: Pedologia, escala 1:250.000 (IBGE, 2025c); Delimitação da área de estudo: Programa Rio Rural (2020). Elaboração: autora.

Quanto às propriedades do solo relacionadas à erosão, destacam-se sobretudo aquelas que condicionam a infiltração de água e o escoamento ao longo da vertente (Lepsch, 2010; Resende *et al.*, 2014). Entre essas propriedades estão: textura (proporção de areia, silte e argila); estrutura (arranjo dos agregados no solo); estabilidade de agregados (resistência dos agregados à desagregação); permeabilidade/condutividade hidráulica (facilidade de passagem da água pelo solo); profundidade efetiva do solo (espessura até uma camada impermeável ou rocha); gradiente textural no perfil (variação de textura entre horizontes).

Esses atributos controlam a capacidade de infiltração da água, a geração de escoamento superficial e a concentração de fluxos ao longo das encostas (Lepsch, 2010; Resende *et al.*, 2014). Em apoio à análise hidrológica regional, Soares *et al.* (2008) elaboraram um mapeamento de potencial de infiltração que integra informações de solos, geologia, declividade e precipitação. Esse mapeamento classifica a infiltração em categorias de muito baixa até alta, mostrando que áreas de baixa infiltração correspondem a maior escoamento superficial e maior potencial erosivo (Soares *et al.*, 2008).

2.2.7. Geologia

A caracterização geológica fornece subsídios importantes para entender a suscetibilidade à erosão em ambientes tropicais úmidos. A litologia das rochas, a estrutura geológica (dobras, falhas, fraturas), a densidade de fraturas e a profundidade do intemperismo condicionam a resistência do substrato, a permeabilidade, a geometria das vertentes e a organização da drenagem (Avelar; Coelho Netto, 1992; Tricart, 1979). No Sudeste brasileiro, o embasamento cristalino pré-cambriano, deformado durante a Orogênese Brasileira, foi submetido a intemperismo químico profundo em clima tropical. Essa herança geológico-geomorfológica influenciou os atuais padrões de dissecação e denudação do relevo regional (Heilbron *et al.*, 2020).

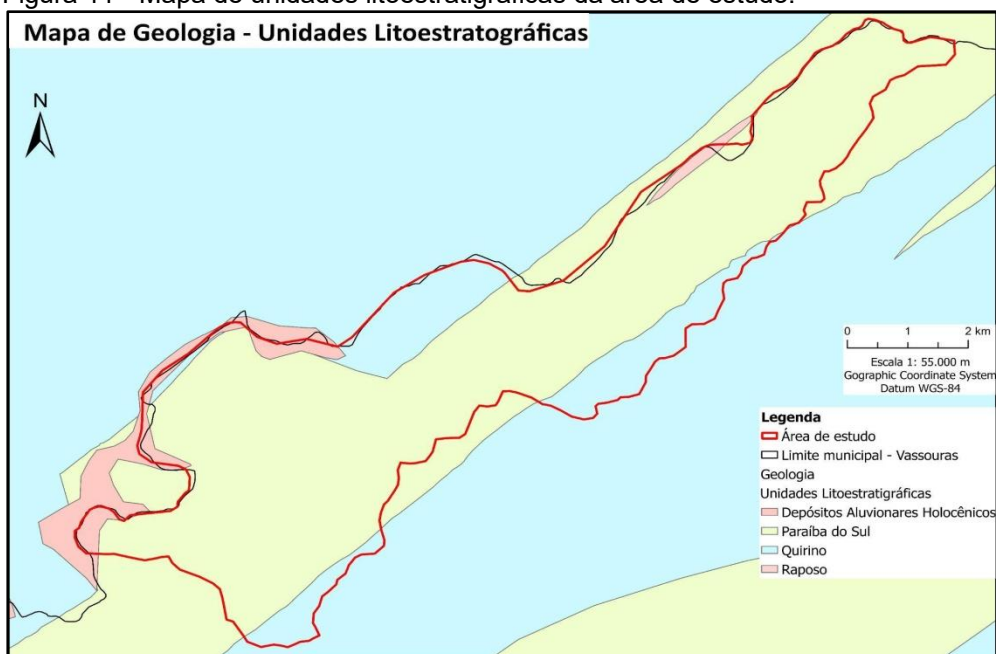
No Médio Vale do Paraíba do Sul, predominam rochas do embasamento cristalino pré-cambriano, especialmente granitos, gnaisses e migmatitos, que constituem o substrato sobre o qual se desenvolvem os solos locais (Silva *et al.*, 2006). A variação na litologia das rochas, combinada ao grau de alteração intempérica e à posição topográfica, contribui para a variabilidade espacial das classes de solos e de propriedades físicas e químicas relacionadas à erodibilidade dos terrenos (Avelar; Coelho Netto, 1992).

O controle geológico também se expressa no padrão de drenagem e na distribuição de depósitos aluvionares. Silva *et al.* (2006) descrevem a influência de sistemas de fraturas e falhas na organização da rede hidrográfica do Médio Vale do Paraíba do Sul, observando a ocorrência de trechos retilíneos de rio, mudanças bruscas de direção (cotovelos) e capturas fluviais. Tais anomalias de drenagem indicam setores onde a rede hídrica se ajusta ao arcabouço estrutural, o que pode concentrar fluxos, intensificar a incisão dos canais e favorecer processos erosivos tanto em cabeceiras de drenagem quanto em encostas conectadas hidrologicamente aos canais (Silva *et al.*, 2006).

A região de Vassouras insere-se no Cinturão Ribeira, marcado pela predominância de rochas cristalinas de idade Pré-Cambriana (Valladares *et al.*, 2012). O embasamento da área de estudo é dominado pelo Complexo Paraíba do Sul, composto principalmente por gnaisses bandados e migmatitos de alto grau metamórfico (IBGE, 2025d; Valladares *et al.*, 2012). Ocorrem também, de forma

pontual, ortognaisses paleoproterozóicos da Suíte Quirino e, em menor proporção, metassedimentos atribuídos à Unidade Raposo (IBGE, 2025d). Depósitos aluvionares holocênicos acompanham o vale do rio Paraíba do Sul, representando coberturas sedimentares recentes ao longo da planície fluvial (IBGE, 2025d). Materiais inconsolidados, como depósitos aluvionares holocênicos, tendem a apresentar maior suscetibilidade à erosão superficial quando comparados ao embasamento cristalino (Fullen; Catt, 2004; Tricart, 1979). Em áreas de rochas cristalinas, a presença de fraturas e lineamentos pode condicionar a organização da drenagem e influenciar a morfologia das vertentes (Avelar; Coelho Neto, 1992; Coelho Neto, 2003; Silva *et al.*, 2006). A distribuição espacial dessas unidades na área de estudo pode ser observada no mapa de unidades geológicas litoestratigráficas apresentado na Figura 11.

Figura 11 - Mapa de unidades litoestratigráficas da área de estudo.



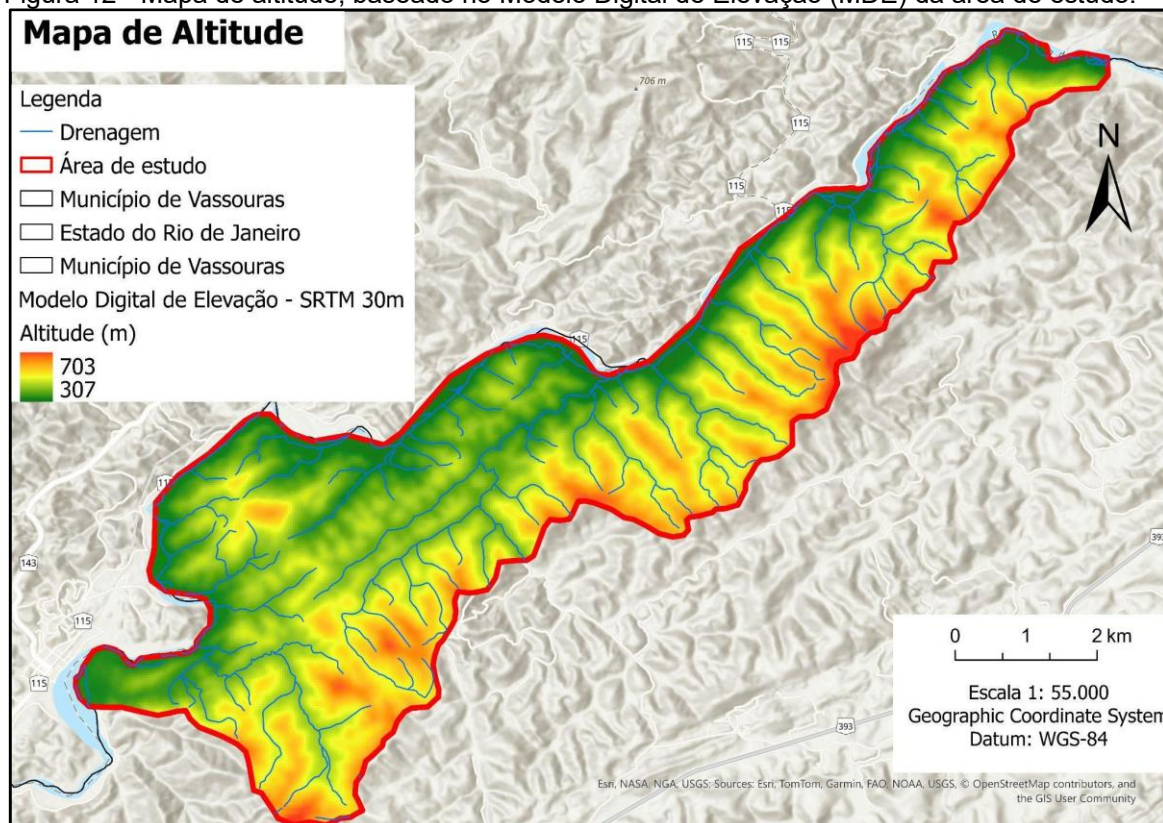
Fonte: Banco de Dados e Informações Ambientais (BDiA), Mapeamento de Recursos Naturais (MRN), Geologia, escala 1:250.000 (IBGE, 2025d); Delimitação da microbacia: Programa Rio Rural (2020); Limite municipal (IBGE, 2025b)
Elaboração: autora.

2.2.8. Relevo e Geomorfologia

No Médio Vale do rio Paraíba do Sul, o relevo é dissecado, isto é, recortado por vales encaixados e vertentes entalhadas pela rede de drenagem associada ao sistema fluvial do Paraíba do Sul (Silva *et al.*, 2006; Xavier; Coelho Netto, 2014).

O Modelo Digital de Elevação (MDE) criado a partir de dados do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) 1 Arc-Second Global, com 30 m de resolução (USGS, 2015), indica variação altimétrica aproximada entre 307 m e 703 m no recorte analisado (Figura 12). As menores cotas concentram-se nos fundos de vale e nas proximidades do corredor fluvial, enquanto as maiores altitudes ocorrem nos interflúvios e divisores locais. Esse gradiente altimétrico é compatível com a presença de colinas e morros de topos arredondados e vales encaixados descritos para o Médio Vale do Paraíba do Sul (Silva *et al.*, 2006; Xavier; Coelho Netto, 2014).

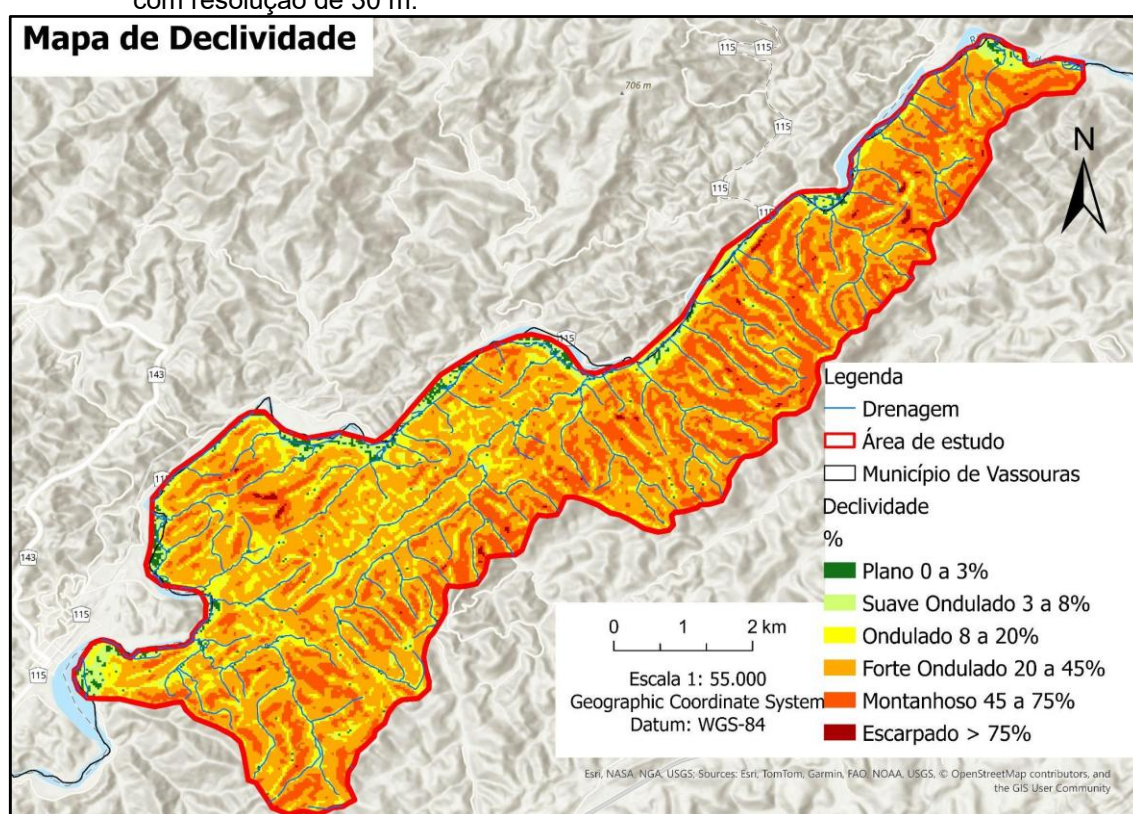
Figura 12 - Mapa de altitude, baseado no Modelo Digital de Elevação (MDE) da área de estudo.



Legenda: A hipsometria varia de 307 a 703 m, com gradação de cores do verde (menores altitudes) ao vermelho (maiores altitudes). Fonte: *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) 1 Arc-Second Global (USGS, 2015); rio Paraíba do Sul (IBGE, 2025c); área de estudo (Programa Rio Rural, 2020); limites administrativos (IBGE, 2025b). Elaboração: autora.

Para o mapa de declividade apresentado, foi utilizada legenda valores próximos de 0% até cerca de 104% (ESA, [s.d.]), como pode ser visto na Figura 13. Observa-se contraste entre setores de menor declividade nos fundos de vale e setores de declividade moderada a alta nas vertentes, indicando forte dissecação e maior potencial de escoamento concentrado em parte do recorte (ESA, [s.d.]). Em encostas, o aumento da declividade tende a elevar a velocidade do escoamento superficial e a capacidade de transporte de sedimentos, favorecendo a transição de escoamento difuso para concentrado em eventos de chuva (Guerra *et al.*, 2017; Renard *et al.*, 1997).

Figura 13 - Mapa de declividade, derivado do MDE *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), com resolução de 30 m.

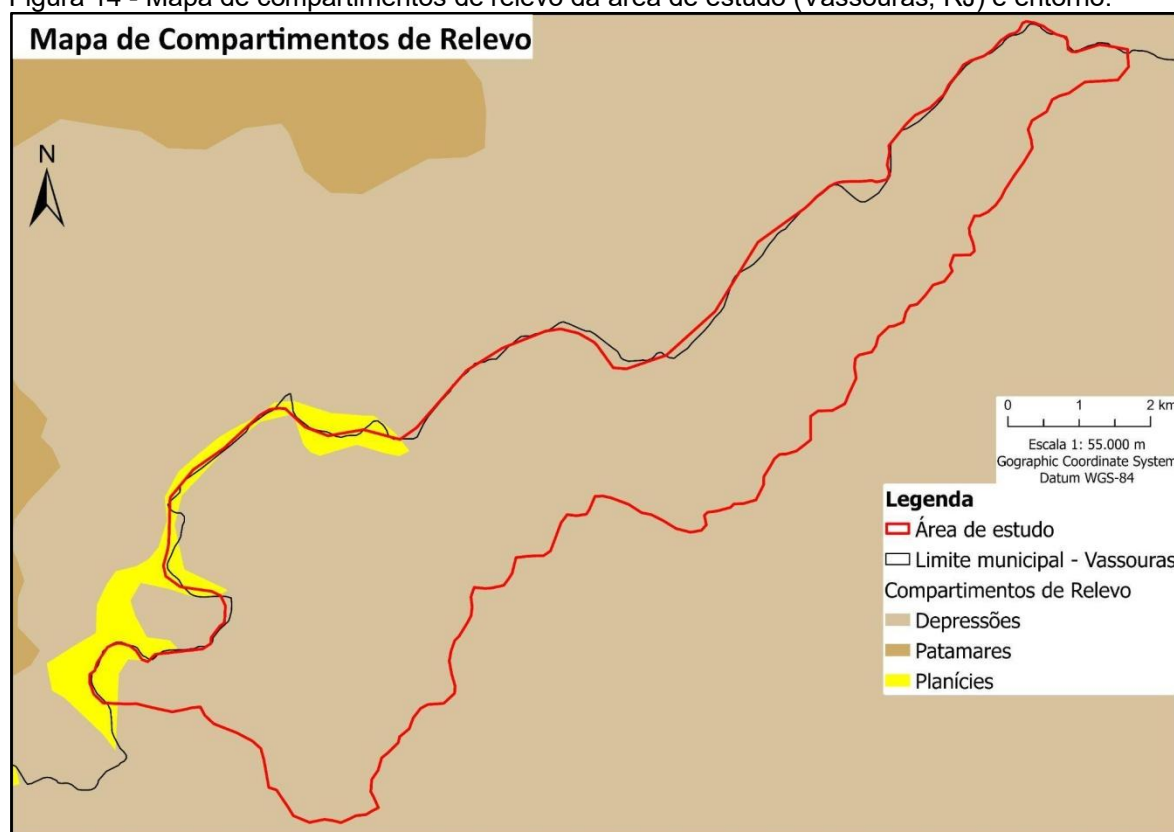


Legenda: Plano: 0–3%; suave ondulado: 3–8%; ondulado: 8–20%; forte ondulado: 20–45%; montanhoso: 45–75%; escarpado: >75%, foram adaptadas de SGB (2010). Em azul a drenagem, em cinza o limite municipal de Vassouras e o em vermelho o limite da área de estudo. Fonte: MDE SRTM (USGS, 2015); Drenagem (IBGE, 2018); área de estudo (Programa Rio Rural, 2020); limites administrativos (IBGE, 2025b). Elaboração: autora.

No mapeamento de Compartimentos de Relevo (IBGE, 2025e), o recorte evidencia, na área de estudo, predomínio do compartimento Depressões e ocorrência localizada de Planícies associadas aos fundos de vale e ao corredor fluvial do rio Paraíba do Sul, como pode ser visto no mapa apresentado na Figura 14 (IBGE, 2025e). As planícies indicadas correspondem a setores de menor energia de

relevo e associados a processos de acumulação, em contraste com as vertentes adjacentes (IBGE, 2025e). A distinção entre vertentes dissecadas (*i.e.*: encostas com maior declividade e canais de menor ordem) e fundos de vale (*i.e.*: setores mais planos e próximos aos canais principais) é relevante porque ajuda a identificar onde o sedimento é gerado, por onde é transportado e onde tende a se acumular no sistema. Nas vertentes, o escoamento superficial e subsuperficial pode mobilizar partículas do solo e concentrá-las em sulcos, ravinas e talwegues, conectando a encosta aos canais de drenagem; nos fundos de vale, a redução da declividade e da energia do fluxo favorece a transferência para os cursos d'água e, em trechos de menor velocidade, como planícies e margens, a deposição de sedimentos (Guerra *et al.*, 2017; Silva *et al.*, 2006; Xavier; Coelho Netto, 2014).

Figura 14 - Mapa de compartimentos de relevo da área de estudo (Vassouras, RJ) e entorno.



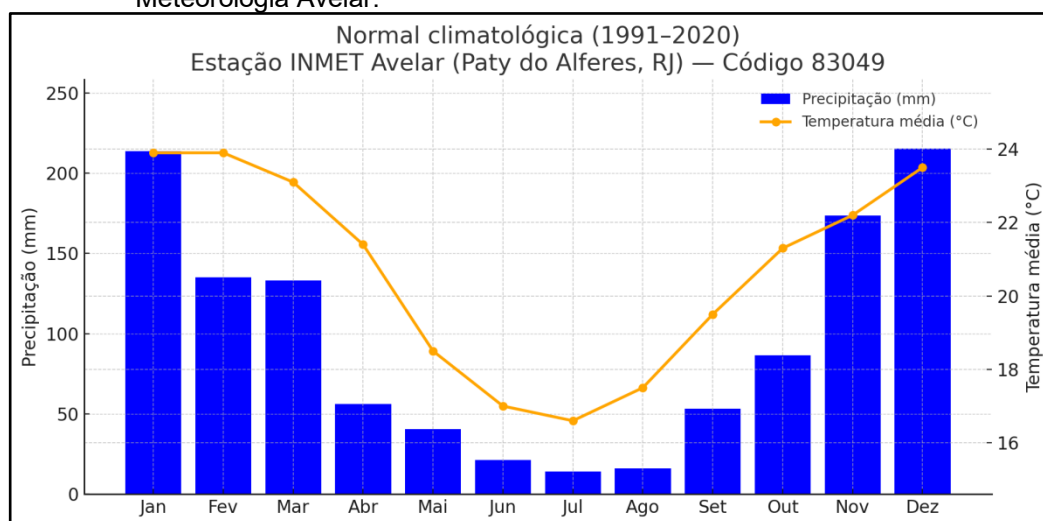
Fonte: Banco de Dados e Informações Ambientais (BDiA), Mapeamento de Recursos Naturais (MRN), Geomorfologia – Compartimentos do relevo, escala 1:250.000 (IBGE, 2025e); Delimitação da área de estudo: Programa Rio Rural (2020); Limite municipal: IBGE (2025b).
Elaboração: a autora.

Em termos de uso atual, a presença dominante de pastagens em vertentes do Médio Vale do Paraíba do Sul é recorrente e, sob relevo dissecado, esse padrão se associa à maior exposição do solo em encostas e a condições favoráveis à ocorrência de erosão linear na região (MapBiomass, 2023; Salgado *et al.*, 2008).

2.2.9. Clima e erosividade da chuva

O clima do Médio Vale do Paraíba do Sul é descrito como tropical de altitude e enquadrado no tipo Cwa da classificação de Köppen-Geiger, com verões quentes e chuvosos e invernos mais amenos e secos (Alvares *et al.*, 2013). Esse regime condiciona a distribuição intra-anual das chuvas e favorece a ocorrência de eventos de maior intensidade no semestre quente, com implicações para a dinâmica erosiva em encostas e áreas agrícolas (Alvares *et al.*, 2013). Para o recorte abordado nesta tese, a normal climatológica de 1991 a 2020 da estação automática de Avelar, do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), a mais próxima da área de estudo a possuir normal climatológica, indica precipitação média anual de 1.159 mm (INMET, [s.d.]). Na mesma normal, as temperaturas médias mensais variam de 16,5 °C no inverno a 24 °C no verão (INMET, [s.d.]). Na série da estação, os maiores acumulados ocorrem entre novembro e março, e os menores entre junho e agosto, compatibilizando-se com a sazonalidade descrita para o Médio Vale do Paraíba do Sul (Alvares *et al.*, 2013; INMET, [s.d.]). A Figura 15 apresenta a normal climatológica de 1991 a 2020 utilizada para a caracterização do regime de precipitação e temperatura na área de estudo (INMET, [s.d.]).

Figura 15 - Normal climatológica (1991-2020) da estação Instituto Nacional de Meteorologia Avelar.



Fonte: INMET [s.d.]. Elaboração: autora.

Do ponto de vista da erosão hídrica, o clima atua como fator ativo ao fornecer a energia do processo por meio da precipitação pluvial, modulando o escoamento superficial e a produção de sedimentos nas vertentes (Ferraz *et al.*, 2025). A

erosividade da chuva, formalizada como fator R em modelos como USLE/RUSLE, expressa o potencial erosivo associado a padrões de precipitação (intensidade, duração e frequência dos eventos) (Ferraz *et al.*, 2025; Pruski, 2009; Wischmeier; Smith, 1978). A erodibilidade do solo, por sua vez (fator K), representa a suscetibilidade do solo à desagregação e ao transporte e é definida, na formulação da USLE, como a perda de solo por unidade de erosividade sob condições padronizadas (Ferraz *et al.*, 2025; Wischmeier; Smith, 1978). Assim, em um regime com chuvas concentradas no verão, os eventos mais intensos e frequentes elevam a erosividade (fator R), aumenta o escoamento superficial e o desprendimento de partículas (Ferraz *et al.*, 2025; Renard *et al.*, 1997). Nessas condições, solos com maior erodibilidade (fator K), isto é, com menor resistência intrínseca à desagregação e ao transporte, tendem a apresentar maiores perdas potenciais, porque a combinação entre energia da chuva, ausência de proteção e suscetibilidade do material facilita a mobilização e o carreamento de sedimentos ao longo das vertentes (Ferraz *et al.*, 2025; Renard *et al.*, 1997).

2.2.10 Suscetibilidade e vulnerabilidade à erosão hídrica do solo

A suscetibilidade à erosão expressa a predisposição natural do meio físico à ocorrência de processos erosivos, definida por condicionantes como erodibilidade do solo, relevo e erosividade da chuva (Rodrigues *et al.*, 2017). A vulnerabilidade à erosão hídrica incorpora, além dessa predisposição natural, o efeito do uso e cobertura da terra e a capacidade de resposta do sistema frente aos processos erosivos (Ferraz *et al.*, 2025; Lal, 2014; Rodrigues *et al.*, 2017; Simões *et al.*, 2021).

Para caracterizar a área de estudo nesse contexto, foram utilizados os mapas nacionais de suscetibilidade e vulnerabilidade dos solos à erosão hídrica produzidos por Ferraz *et al.* (2025), disponibilizados pela Embrapa SOLOS (Embrapa SOLOS, 2020; Embrapa SOLOS, 2025) Os recortes desses produtos para a área de estudo são apresentados na Figura 16 (vulnerabilidade) e na Figura 17 (suscetibilidade).

Figura 16 - Mapa de vulnerabilidade à erosão hídrica na área de estudo, classificado em cinco níveis de risco (de muito baixa a muito alta).

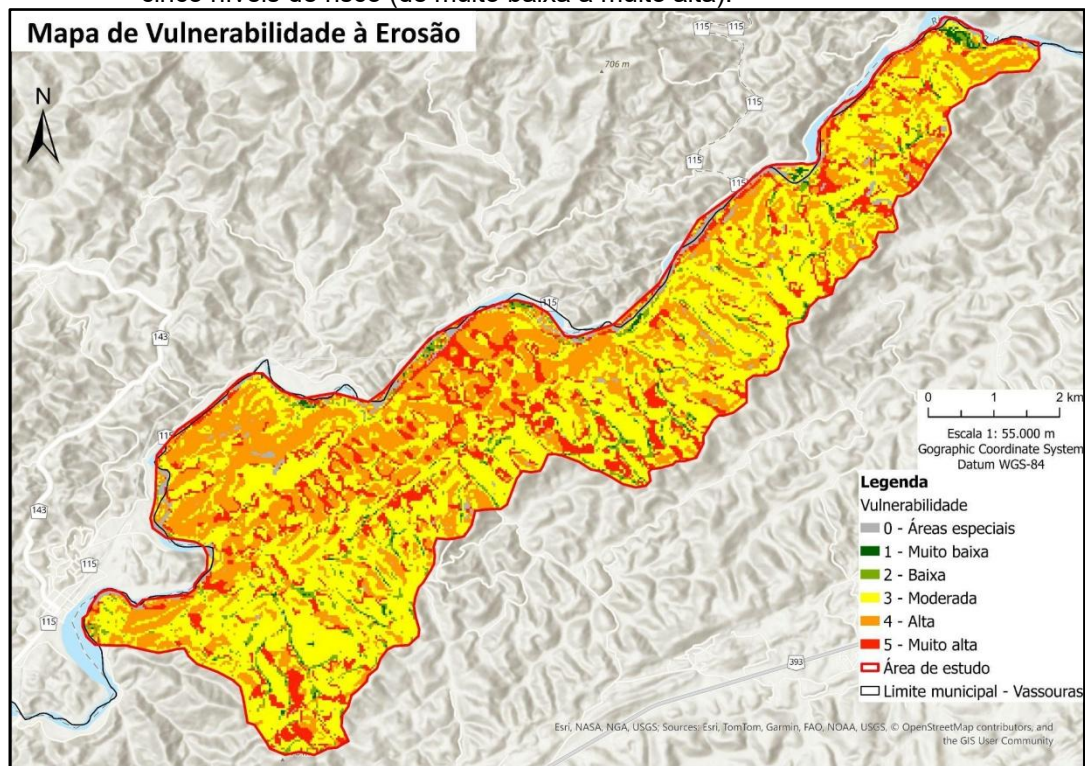
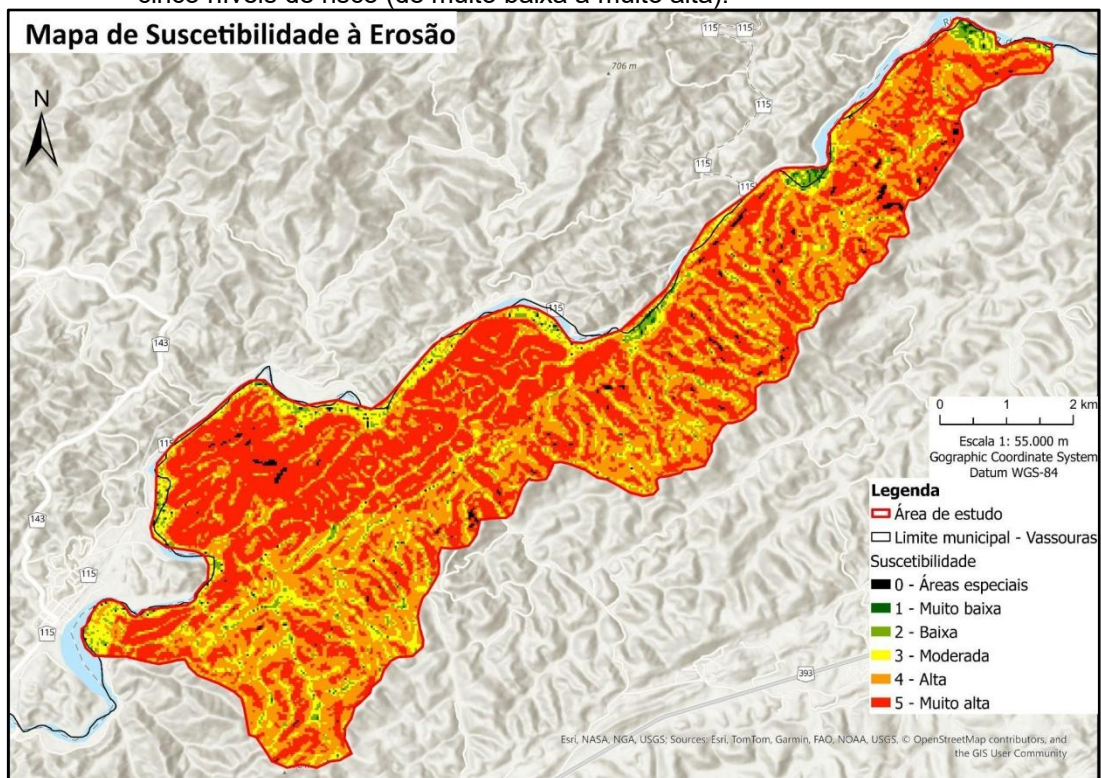


Figura 17 - Mapa de suscetibilidade à erosão hídrica na área de estudo, classificado em cinco níveis de risco (de muito baixa a muito alta).



A análise desses dados indica predomínio das classes mais elevadas no recorte analisado. Quanto à suscetibilidade, aproximadamente 40,30% da área foi classificada como alta e 44,56% como muito alta, totalizando cerca de 84,9% nas duas classes superiores (Figura 17) (Ferraz *et al.*, 2025). Quanto à vulnerabilidade, cerca de 43,3% da área foi categorizada como alta e 31,7% como muito alta, somando aproximadamente 75,0% nas classes superiores (Figura 16). Esse padrão reforça que, na área de estudo, tanto a predisposição do meio físico quanto a condição de exposição associada ao uso/cobertura da terra convergem para um quadro de maior propensão à erosão hídrica, o que é relevante para orientar prioridades de intervenção conservacionista no recorte analisado (Ferraz *et al.*, 2025; Rodrigues *et al.*, 2017).

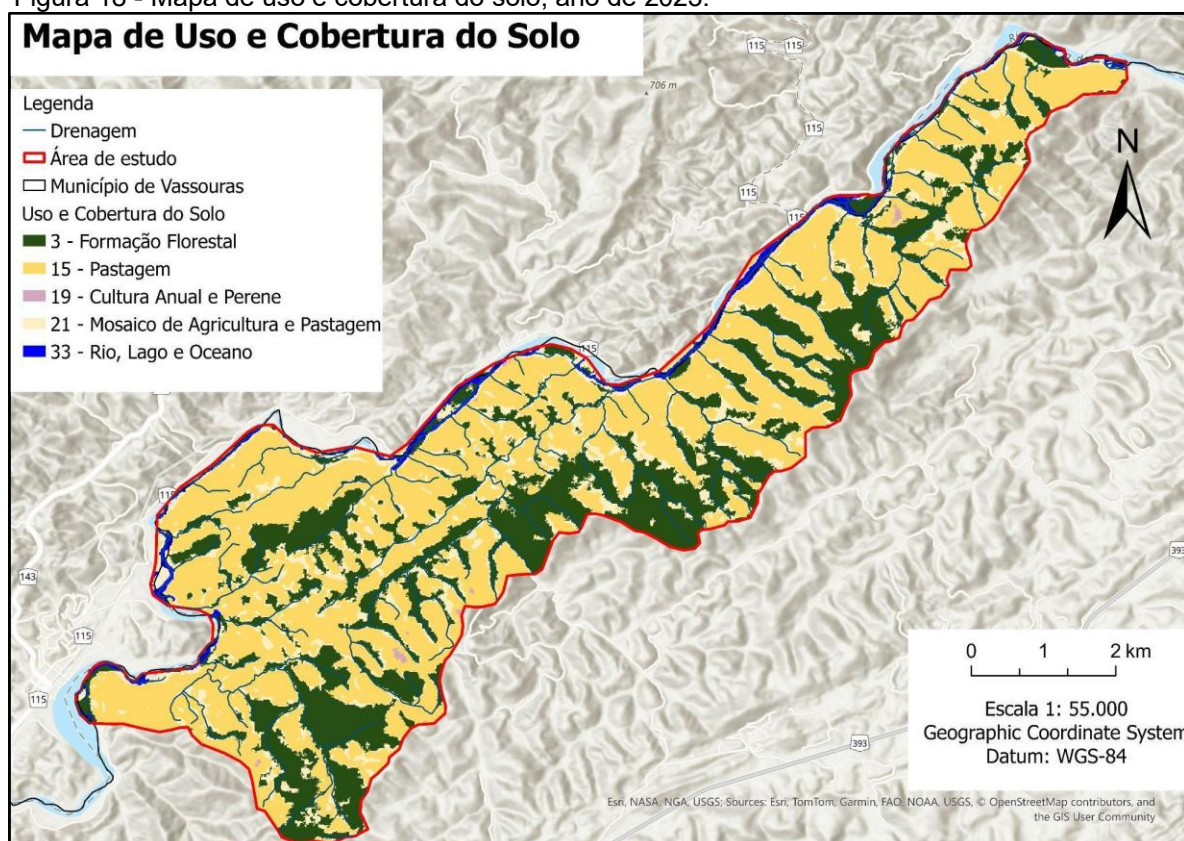
O estudo realizado por Ferraz *et al.* (2025), que mapeou a vulnerabilidade dos solos brasileiros à erosão hídrica nos anos de 1986 e 2019, a partir da integração, em ambiente *Google Earth Engine* (Gorelick *et al.*, 2017), de modelos de erodibilidade do solo, erosividade da chuva, declividade e uso da terra. O trabalho foi utilizado como referencial conceitual e cartográfico e para contextualizar a área de estudo no cenário de risco à erosão e apoiando a análise dos resultados, que foram sobrepostos cartograficamente, em ambiente SIG, ao mapa de vulnerabilidade calculando-se em quais classes os resultados da classificação realizada no estudo de caso percentualmente se localizaram no que tange à vulnerabilidade, apoiando assim a análise dos resultados.

2.2.11. Uso e Cobertura do Solo

Para a caracterização do padrão de ocupação do recorte analisado, foi utilizado o produto de uso e cobertura da terra do Projeto MapBiomias (MapBiomias, 2023), com resolução espacial de 10 m, a partir do qual foi elaborado o mapa temático em ambiente ArcGIS Pro 3.5 (Esri, 2025a), conforme apresentado na Figura 18. A composição por classes indica predomínio de pastagem (52,6%), seguida por formação florestal (28,9%) e por mosaico de usos (15,4%), enquanto corpos d'água representam 2,8% e as demais classes somam valores inferiores a 2% (MapBiomias, 2023). A leitura conjunta do mapa de uso e cobertura com as

camadas de altimetria e declividade empregadas na pesquisa permite descrever a distribuição das classes em função do relevo e da posição na rede de drenagem: fragmentos de formação florestal tendem a ocorrer de forma descontínua em setores de encosta e em faixas associadas às drenagens, enquanto a pastagem compõe a matriz predominante em porções mais contínuas do terreno; os corpos d'água representam a rede hídrica, com o rio Paraíba do Sul como elemento hidrográfico de maior extensão (MapBiomias, 2023).

Figura 18 - Mapa de uso e cobertura do solo, ano de 2023.



Fonte: Projeto MapBiomias, Coleção 2 (beta), resolução espacial de 10 m (MapBiomias, 2023); Drenagem: IBGE, 2018; Área de estudo: Programa Rio Rural, 2020; Limite municipal (Vassouras): IBGE, 2025b. Elaboração: a autora.

2.3 Materiais utilizados no estudo

O vetor de delimitação do recorte analisado, disponibilizado pelo Programa Rio Rural (2020) em formato *shapefile*, foi utilizado como referência espacial para definir o limite dos recortes das camadas raster e vetoriais e padronizar a extração de estatísticas e a composição cartográfica dos produtos temáticos elaborados.

As imagens multiespectrais *PlanetScope SuperDove* (oito bandas), em GeoTIFF e produto de reflectância de superfície, com GSD nativo de 3,7 m e ortorretificação para 3 m, foram utilizadas nas etapas de classificação e análise multitemporal. Para a Etapa 1, comparação sazonal, foram utilizadas cenas com datas de 05/02/2025 e 30/08/2024 e para a Etapa 2, a dinâmica, cenas de 12/03/2021; 18/03/2022; 21/03/2023 e 17/03/2024 (*Planet Labs*, 2025). Além das imagens, foram utilizadas máscaras UDM2 (*Usable Data Mask v.2*), em GeoTIFF e resolução compatível com as cenas *PlanetScope* (~3 m), que foram aplicadas no pré-processamento para exclusão de pixels com nuvem e sombra, antes das etapas de classificação (*Planet Labs*, 2025).

As imagens *Sentinel-2 MSI* (Nível 2A), em GeoTIFF, com resolução de 10 m e 20 m conforme a banda, foram utilizadas na Etapa 1 as cenas de 20/08/2024 (período seco) e 16/02/2025 (período chuvoso). Para a Etapa 2, foram empregadas as cenas de 18/01/2021, 04/03/2022, 24/03/2023, 12/02/2024 e 16/02/2025. No pré-processamento, foi aplicada a máscara *Scene Classification Layer* (SCL) para filtrar pixels classificados como nuvem e sombra, antes das etapas de classificação e análise (*Copernicus*, [s.d.]; *European Space Agency*, 2025).

O Modelo Digital de Elevação SRTM GL1 (USGS, 2015), com resolução de 30 m, foi utilizado para derivar a camada de declividade e, em conjunto, elevação e declividade foram empregadas tanto como variáveis nas análises quanto como base para a caracterização fisiográfica do recorte investigado.

A base vetorial de drenagem do Estado do Rio de Janeiro, em *shapefile* e escala 1:25.000 (IBGE, 2018), foi utilizada para compor a referência hidrográfica (cursos d'água) nos produtos cartográficos e para apoiar leituras espaciais relacionadas à rede de drenagem. O limite regional do Médio Vale do Paraíba do Sul, em formato KMZ, foi utilizado como referência para a contextualização regional do recorte analisado (CEIVAP, 2009). Os limites político-administrativos definidos pelo IBGE, em *shapefile* e escala 1:250.000, foram empregados como camada de referência para composição cartográfica (IBGE, 2025b).

Os dados pedológicos, geológicos e de geomorfologia (compartimentos do relevo) foram produzidos e disponibilizados pelo IBGE, no âmbito do Banco de Dados e Informações Ambientais/Mapeamento de Recursos Naturais (BDiA/MRN), na escala 1:250.000, e foram obtidos em suas versões mais recentes (2025). A pedologia subsidiou a representação temática dos solos no polígono analisado e a

interpretação das condições edáficas associadas à erosão (IBGE, 2025c); a geologia apoiou a caracterização do substrato e a discussão de condicionantes litoestruturais (IBGE, 2025d); e a geomorfologia fundamentou a compartimentação do relevo na área de estudo (IBGE, 2025e).

Os dados *raster* de suscetibilidade (Embrapa, 2020) e de vulnerabilidade dos solos à erosão hídrica (Embrapa, 2025), ambos com resolução espacial de 30 m (pixels de 30×30 m), foram recortados ao polígono analisado: o primeiro para caracterizar a predisposição do meio físico à erosão e o segundo para contextualizar os resultados em função da exposição associada ao uso/cobertura e à suscetibilidade, além de subsidiar a análise dos resultados da classificação, por meio da sobreposição espacial entre as áreas mapeadas e as classes de vulnerabilidade.

O dado de uso e cobertura da terra MapBiomias 10 m (Coleção 2 – beta), ano 2023 e resolução de 10 m, foi recortado ao polígono analisado para compor a caracterização do padrão de ocupação e para a extração de estatísticas por classe (MapBiomias, 2025). Adicionalmente, a classe Pastagem (MapBiomias, 2023) foi empregada como máscara no modelo RF, restringindo a classificação ao interior das áreas mapeadas como pastagens.

Para o processamento das imagens e a classificação supervisionada com o modelo RF, utilizou-se a plataforma de computação em nuvem GEE (Google, [s.d.]). Etapas pontuais de pré e pós-processamento dos dados, assim como a produção cartográfica e a comparação dos resultados com o dado de vulnerabilidade à erosão hídrica (Embrapa, 2025), foram realizadas no ArcGIS Pro v. 3.5 (Esri, 2025a). A análise visual dos resultados foi conduzida tanto no ambiente do GEE (com apoio do mapa-base e das imagens disponíveis na plataforma) quanto no *Google Earth Pro*, onde os polígonos e *rasters* resultantes foram comparados à imagem mais recente disponível (junho de 2024) (Google, 2025).

2.4 Variáveis utilizadas

A seleção das variáveis utilizadas no estudo combinou bandas espectrais, índices de vegetação e atributos topográficos, em linha com abordagens que integram informação espectral e contextual para melhorar a discriminação entre

classes de uso e cobertura do solo em algoritmos de aprendizado de máquina (Haralick *et al.*, 1973; Huete *et al.*, 2002; Qi *et al.*, 1994; Rouse *et al.*, 1973; Peña-Barragán *et al.*, 2011).

Inicialmente, a etapa exploratória foi conduzida com imagens *Sentinel-2*, testando-se um conjunto amplo de variáveis espectrais e derivadas, com base na revisão de índices utilizada no estudo de Almeida (2022). Foram avaliados os índices NDVI, EVI2, Vlgreen, NCI, BSI, NDTI, CAI, CRI1, EVI, NDI7, SATVI e STI, além de variáveis topográficas (ELEV e SLOPE). Também foram incluídas como preditores as bandas espectrais do *Sentinel-2*, contemplando: B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11 e B12. Adicionalmente, incorporou-se o índice MSAVI, originalmente proposto por Qi *et al.* (1994), por sua adequação a condições de baixa cobertura vegetal.

Em seguida, visando à comparabilidade entre sensores, foram selecionados os índices cujas bandas constituintes apresentam correspondência espectral com o *PlanetScope SuperDove*, cuja lista pode ser vista na Tabela 4. Esse procedimento resultou no conjunto de variáveis adotado na etapa multissensor: NDVI, EVI2, Vlgreen, NCI, BSI, NDTI, EVI, CAI, CRI1 e MSAVI, além de ELEV e SLOPE.

Em seguida, foi aplicada uma etapa de seleção de variáveis baseada em importância. A importância foi estimada pela redução média da impureza (MDI), calculada a partir das reduções da impureza de Gini associadas às escolhas de divisões nos nós ao longo das árvores. Com base nesse ranqueamento, adotou-se a importância (MDI) como critério de escolha para reter as variáveis mais informativas e remover as menos relevantes (Breiman, 2001; Nembrini; König; Wright, 2018). Com base nesse ranqueamento, realizou-se um processo iterativo de retenção das variáveis mais informativas e remoção das menos relevantes, reduzindo gradualmente a dimensionalidade do conjunto inicial.

No domínio espectral, foram utilizadas bandas do vermelho, infravermelho próximo (NIR) e infravermelho de ondas curtas (SWIR1) do *Sentinel-2*, bem como bandas do azul, verde, vermelho, borda do vermelho e infravermelho próximo (NIR), do *PlanetScope SuperDove*. A forte absorção de clorofila na região do vermelho e a elevada reflectância no NIR sustentam índices como o NDVI, que expressa a diferença normalizada entre NIR e vermelho e está associado à biomassa verde e ao vigor da vegetação (Huete *et al.*, 2002; Rouse *et al.*, 1973).

Tabela 4 - Índices de vegetação utilizados no estudo.

Índice	Fórmula <i>Sentinel-2</i>	Fórmula <i>PlanetScope</i>	Aplicabilidade	Referências
<i>Normalized Difference Vegetation Index</i> (NDVI)	$(B8-B4) / (B8+B4)$ B8(NIR); B4(Vermelho)	$(B8-B6) / (B8+B6)$ B8(NIR); B6(Vermelho)	<i>Sentinel-2</i> ; <i>PlanetScope</i>	Rouse <i>et al.</i> , 1974; Huete <i>et al.</i> , 2002
<i>Two-band Enhanced Vegetation Index</i> (EVI2)	$2.5 * (B8-B4) / (B8+2.4 * B4+1)$ B8(NIR); B4(Vermelho)	$2.5 * (B8-B6) / (B8+2.4 * B6+1)$ B8(NIR); B6(Vermelho)	<i>Sentinel-2</i> ; <i>PlanetScope</i>	Jiang <i>et al.</i> , 2008
<i>Green Vegetation Index</i> (Vlgreen)	$(B3-B4) / (B3+B4)$ B3(Verde); B4(Vermelho)	$(B4-B6) / (B4+B6)$ B4(Verde); B6(Vermelho)	<i>Sentinel-2</i> ; <i>PlanetScope</i>	Gitelson <i>et al.</i> , 2002; Daughtry <i>et al.</i> , 2005
<i>Normalized Canopy Index</i> (NCI)	$(B11-B3) / (B11+B3)$ B11(SWIR1); B3(Verde)	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR1/SWIR2	<i>Sentinel-2</i>	Li; Guo, 2016; Ren; Zhou, 2019
<i>Bare Soil Index</i> Exposto (BSI)	$[(B11+B4)-(B8+B2)] / [(B11+B4)+(B8+B2)]$ B11(SWIR1); B4(Vermelho); B8(NIR); B2(Azul)	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR1/SWIR2	<i>Sentinel-2</i>	Rikimaru <i>et al.</i> , 2002
<i>Normalized Difference Tillage Index</i> (NDTI)	$(B11-B12) / (B11+B12)$ B11(SWIR1); B12(SWIR2)	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR1/SWIR2	<i>Sentinel-2</i>	Van Deventer <i>et al.</i> , 1997
Elevação	Obtido de modelo digital de elevação	Obtido de modelo digital de elevação.	<i>Sentinel-2</i> ; <i>PlanetScope</i>	Farr <i>et al.</i> , 2007
Declividade	Derivado do modelo digital de elevação	Derivado do modelo digital de elevação.	<i>Sentinel-2</i> ; <i>PlanetScope</i>	Farr <i>et al.</i> , 2007
<i>Cellulose Absorption Index</i> (CAI)	Requer bandas estreitas na região SWIR	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR	<i>Sentinel-2</i> (com limitação espectral)	Nagler <i>et al.</i> , 2000

Índice	Fórmula <i>Sentinel-2</i>	Fórmula <i>PlanetScope</i>	Aplicabilidade	Referências
<i>Carotenoid Reflectance Index 1 (CRI1)</i>	$(1/B2) - (1/B3)B2(\text{Azul}); B3(\text{Verde})$	$(1/B2) - (1/B3)B2(\text{Azul}); B3(\text{Verde I})$	<i>Sentinel-2;</i> <i>PlanetScope</i>	Gitelson <i>et al.</i> , 2002
<i>Enhanced Vegetation Index (EVI)</i>	$2.5 \cdot (B8 - B4) / (B8 + 6 \cdot B4 - 7.5 \cdot B2 + 1) B8(\text{NIR}); B4(\text{Vermelho}); B2(\text{Azul})$	$2.5 \cdot (B8 - B6) / (B8 + 6 \cdot B6 - 7.5 \cdot B2 + 1) B8(\text{NIR}); B6(\text{Vermelho}); B2(\text{Azul})$	<i>Sentinel-2;</i> <i>PlanetScope</i>	Huete <i>et al.</i> , 2002
<i>Normalized Difference Index 7 (NDI7)</i>	$(B8 - B12) / (B8 + B12) B8(\text{NIR}); B12(\text{SWIR2})$	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR2	<i>Sentinel-2</i>	McNairn; Protz, 1993
<i>Soil-Adjusted Total Vegetation Index (SATVI)</i>	$1.1 \cdot ((B11 - B4) / (B11 + B4 + 0.1)) - (B12 / 2.0) B11(\text{SWIR1}); B4(\text{Vermelho}); B12(\text{SWIR2})$	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR1/SWIR2	<i>Sentinel-2</i>	Marsett <i>et al.</i> , 2006
<i>Simple Tillage Index (STI)</i>	$B11/B12; B11(\text{SWIR1}); B12(\text{SWIR2})$	<i>PlanetScope</i> não possui SWIR1/SWIR2	<i>Sentinel-2</i>	Daughtry <i>et al.</i> , 2006
<i>Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)</i>	$(2 \cdot B8 + 1 - \sqrt{(2 \cdot B8 + 1)^2 - 8 \cdot (B8 - B4)}) / 2; B8(\text{NIR}); B4(\text{Vermelho})$	$(2 \cdot B8 + 1 - \sqrt{(2 \cdot B8 + 1)^2 - 8 \cdot (B8 - B6)}) / 2; B8(\text{NIR}); B6(\text{Vermelho})$	<i>Sentinel-2;</i> <i>PlanetScope</i>	Qi <i>et al.</i> , 1994

Fonte: Elaboração própria, 2025.

No *Sentinel-2*, as bandas SWIR são sensíveis ao teor de água e à composição química da vegetação e dos resíduos, contribuindo para diferenciar vegetação verde, vegetação seca e solo exposto (Daughtry, 2005; Guerschman *et al.*, 2009). Assim, as bandas espectrais selecionadas fornecem informações cruciais para distinguir áreas vegetadas (vigorosas ou senescentes) de áreas expostas ou com vegetação esparsa, o que é fundamental no contexto do presente estudo.

Entre os índices de vegetação calculados, destacam-se o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) e o *Enhanced Vegetation Index* (EVI), empregados para caracterizar o dossel vegetativo. O NDVI foi incluído por ser um indicador consagrado de biomassa verde e vigor da vegetação, obtido pela diferença normalizada entre refletâncias do NIR e do vermelho (Huete *et al.*, 2002; Rouse *et al.*, 1973). Já o EVI foi adotado para atenuar a influência do solo exposto e dos efeitos atmosféricos, especialmente em áreas de alta biomassa, onde o NDVI tende a saturar. O EVI introduz fatores de ganho e correção (incluindo a banda azul na fórmula) que reduzem a saturação em densos dosséis florestais e mantêm maior sensibilidade à estrutura do dossel em comparação ao NDVI (Huete *et al.*, 2002). A fórmula padrão do EVI utilizada – $EVI = 2,5 * (NIR - Red) / (NIR + 6 * Red - 7,5 * Blue + 1)$ – reflete esses ajustes (Huete *et al.*, 2002). Conforme relatado na literatura, o EVI apresenta menor saturação em florestas densas e é complementar ao NDVI na caracterização da vegetação, capturando variações estruturais que o NDVI por si só poderia não distinguir (Huete *et al.*, 2002).

Adicionalmente, foram integrados outros índices visando situações específicas do cenário de estudo. O *Modified Soil-Adjusted Vegetation Index* (MSAVI) foi incluído para mitigar a influência do solo em áreas de baixa cobertura vegetal. Ao substituir o fator de ajuste de solo constante do SAVI por um termo dependente das refletâncias no vermelho e NIR, o MSAVI amplia o alcance dinâmico do sinal de vegetação e reduz o “ruído” de fundo do solo – característica adequada para identificar pastagens degradadas ou superfícies parcialmente cobertas por vegetação rala (Qi *et al.*, 1994). Empregou-se também o *Green Vegetation Index* (Vlgreen) – definido pela diferença normalizada entre as bandas verde e vermelha – que explora o contraste entre a maior refletância no verde e a forte absorção no vermelho pela clorofila (Daughtry *et al.*, 2005). Esse índice auxilia na detecção de vegetação verde ativa em cenários onde há mistura com solo exposto ou resíduos de colheita, contribuindo para realçar áreas vegetadas mesmo

quando a cobertura não é contínua. Na literatura, o VIgreen tem sido usado com sucesso para discriminar vegetação em meio a solos e restos culturais, inclusive em mapeamentos orientados a objeto que combinam índices espectrais e métricas de textura para melhorar a segmentação e classificação (Gitelson *et al.*, 2002; Pacheco Gil; Montilla Pacheco, 2020).

Outra variável espectral incorporada foi o *Normalized Canopy Index* (NCI), porém aplicado exclusivamente às imagens *Sentinel-2* neste estudo. O NCI é definido como uma razão normalizada entre a reflectância no SWIR1 e no verde – $NCI = (SWIR1 - Green) / (SWIR1 + Green)$ – explorando a sensibilidade do SWIR ao teor de água, lignina e celulose da vegetação em contraste com a região verde do espectro (Li; Guo, 2016). Com as imagens do *Sentinel-2*, que disponibiliza bandas *red edge* e duas bandas SWIR a 20 m, foi possível calcular esse índice, o qual ajuda a diferenciar dossel verde, vegetação senescente e solo exposto, além de realçar variações de umidade do solo e da cobertura superficial (Li; Guo, 2016; Liu *et al.*, 2021). Já a constelação *PlanetScope* (geração *SuperDove*, com oito bandas) opera apenas nas bandas do visível, *red edge* (uma banda ~700 nm) e NIR, não possuindo bandas no SWIR (*Planet Labs*, 2025). Por essa razão, não é viável reproduzir com *PlanetScope* a formulação original do NCI baseada em SWIR, e, portanto, o NCI foi aplicado somente aos dados do *Sentinel-2* neste trabalho (Li; Guo, 2016).

Além das variáveis espectrais, incorporaram-se variáveis topográficas derivadas do modelo digital de elevação SRTM (USGS, 2015), em especial a elevação e a declividade do terreno. Essas variáveis são pertinentes por duas razões: primeiro, do ponto de vista físico, o relevo controla a concentração do escoamento superficial e a energia do fluxo, influenciando o potencial de desprendimento e transporte de sedimentos; por isso, modelos consolidados de predição de perda de solo por erosão hídrica tratam explicitamente o efeito do relevo por meio do comprimento de rampa e da declividade (Renard *et al.*, 1997; Wischmeier; Smith, 1978). Segundo, do ponto de vista operacional da classificação, elevação e declividade introduzem contexto geomorfológico que ajuda a restringir a interpretação de pixels com assinaturas espectrais semelhantes, que ocorrem em contextos geomorfológicos distintos (Liu, Qian; Yue, 2021; Peña-Barragán *et al.*, 2011). Especificamente no caso de feições erosivas do solo, a inclusão de variáveis de terreno em algoritmos de aprendizado de máquina (como o RF utilizado neste estudo) tem se mostrado eficaz para melhorar a detecção e predição dessas áreas

degradadas. Diversos trabalhos recentes relataram ganhos de desempenho na identificação de locais suscetíveis à erosão ao integrar elevação e declividade entre os preditores do modelo (Bouramtane; Rezende-Filho, 2022; Dias *et al.*, 2021; Shahabi *et al.*, 2019). Esse embasamento na literatura reforça a decisão metodológica de incluir os atributos de relevo, uma vez que no contexto do estudo eles podem auxiliar na distinção de áreas erodidas ou propensas à erosão em meio a outras classes de cobertura do solo com resposta espectral semelhante.

2.5 Métricas de validação de acurácia

A validação dos mapas temáticos foi realizada a partir de um conjunto de métricas fornecidas juntamente às operações do algoritmo RF. Utilizou-se, inicialmente, a matriz de confusão, em que os verdadeiros positivos correspondem às amostras da classe de interesse corretamente mapeadas, os falsos positivos são amostras de outras classes rotuladas indevidamente como classe de interesse, os falsos negativos representam amostras da classe de interesse que o classificador deixou de mapear, e os verdadeiros negativos são amostras das demais classes corretamente rejeitadas; esses quatro componentes constituem a base para o cálculo das métricas de avaliação adotadas (Congalton; Green, 2009).

A Acurácia Global (AG) indicou como a proporção de amostras corretamente classificadas em relação ao total de amostras avaliadas; operacionalmente, obtém-se somando os elementos da diagonal principal da matriz de confusão, que representam os acertos por classe, e dividindo esse total pelo número de amostras de validação (Congalton; Green, 2009).

O coeficiente Kappa expressou o grau de concordância entre o mapa classificado e os dados de referência, descontando a concordância esperada ao acaso: parte-se da acurácia observada e da acurácia esperada para uma situação hipotética de atribuição aleatória de classes, estimada a partir das somas de linhas e colunas da matriz de confusão; o coeficiente resulta da razão entre a diferença dessas duas acurácias e o máximo possível dessa diferença, produzindo um índice que, em geral, varia de valores negativos até 1 (Congalton; Green, 2009).

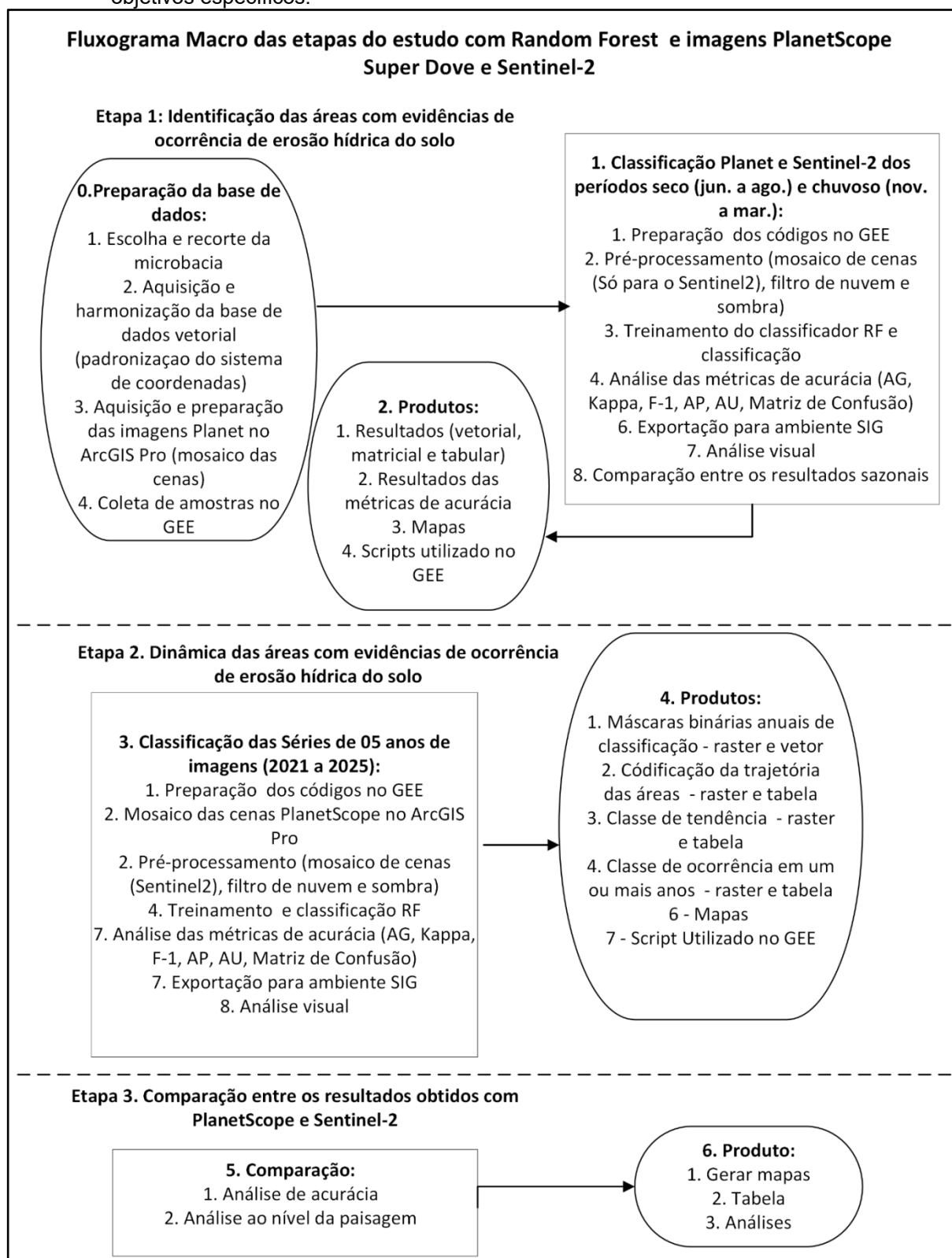
As acurácias por classe foram descritas por meio da acurácia do produtor (*producer's accuracy*, PA) e da acurácia do usuário (*user's accuracy*, UA), em que a PA expressa a proporção de amostras de referência de uma determinada classe corretamente representadas no mapa, sendo associada ao erro de omissão, enquanto a UA expressa a proporção de amostras mapeadas em uma classe que de fato pertencem a essa mesma classe nos dados de referência, sendo associada ao erro de comissão (Congalton; Green, 2009).

Por fim, empregou-se a medida *F1-score* como índice sintético por classe, combinando a acurácia do produtor e a acurácia do usuário em um único valor por meio de uma média harmônica; dessa forma, a *F1-score* assume valores elevados apenas quando tanto a proporção de acertos entre as amostras de referência quanto a proporção de acertos entre as amostras mapeadas são altas, funcionando como indicador do equilíbrio entre erros de omissão e de comissão (Powers, 2011).

2.6 Metodologia

A metodologia foi dividida em três etapas relacionadas aos objetivos específicos, onde a Etapa 1 realizou uma classificação sazonal seco-úmido para identificar as áreas com evidência de ocorrência de feições erosivas, à partir do processamentos das imagens, e comparar os resultados; a Etapa 2, classificou as áreas com base em imagens adquiridas em uma janela temporal de cinco anos, entre 2021 e 2025, para mostrar as mudanças de classe nesse período; e a Etapa 3, fez uma análise comparativa dos dois sensores e dos resultados obtidos à partir das suas imagens. A Figura 19 apresenta o fluxograma macro dessas etapas.

Figura 19 - Fluxograma macro das etapas metodológicas para cumprimento do objetivo geral e dos objetivos específicos.



Legenda: Etapa 1 a classificação sazonal (períodos seco e chuvoso) para identificação de áreas com evidências de ocorrência de erosão hídrica; a Etapa 2 a classificação da dinâmica multitemporal das áreas classificadas como positivas, entre 2021 e 2025; e a Etapa 3, a comparação dos resultados entre *PlanetScope SuperDove* e *Sentinel-2*. Fonte: Elaboração própria, 2025.

2.6.1 Etapa 1 - Classificação sazonal das áreas com evidências de erosão hídrica do solo

Em cumprimento à Etapa 1, foram selecionadas imagens representativas do período seco (junho–agosto), com aquisição do *Sentinel-2* em 20/08/2024 e do *PlanetScope* em 30/08/2024, e do período chuvoso (novembro–março), com aquisição do *Sentinel-2* em 16/02/2025 e do *PlanetScope* em 05/05/2025. A partir de uma única cena *PlanetScope*, foi gerada uma classificação binária (0 = demais áreas; 1 = evidências de erosão), integrando amostras vetoriais obtidas por interpretação visual, máscara temática de pastagem (MapBiomas, 2023), preditores espectrais (bandas e índices) e variáveis topográficas, por meio de um classificador RF.

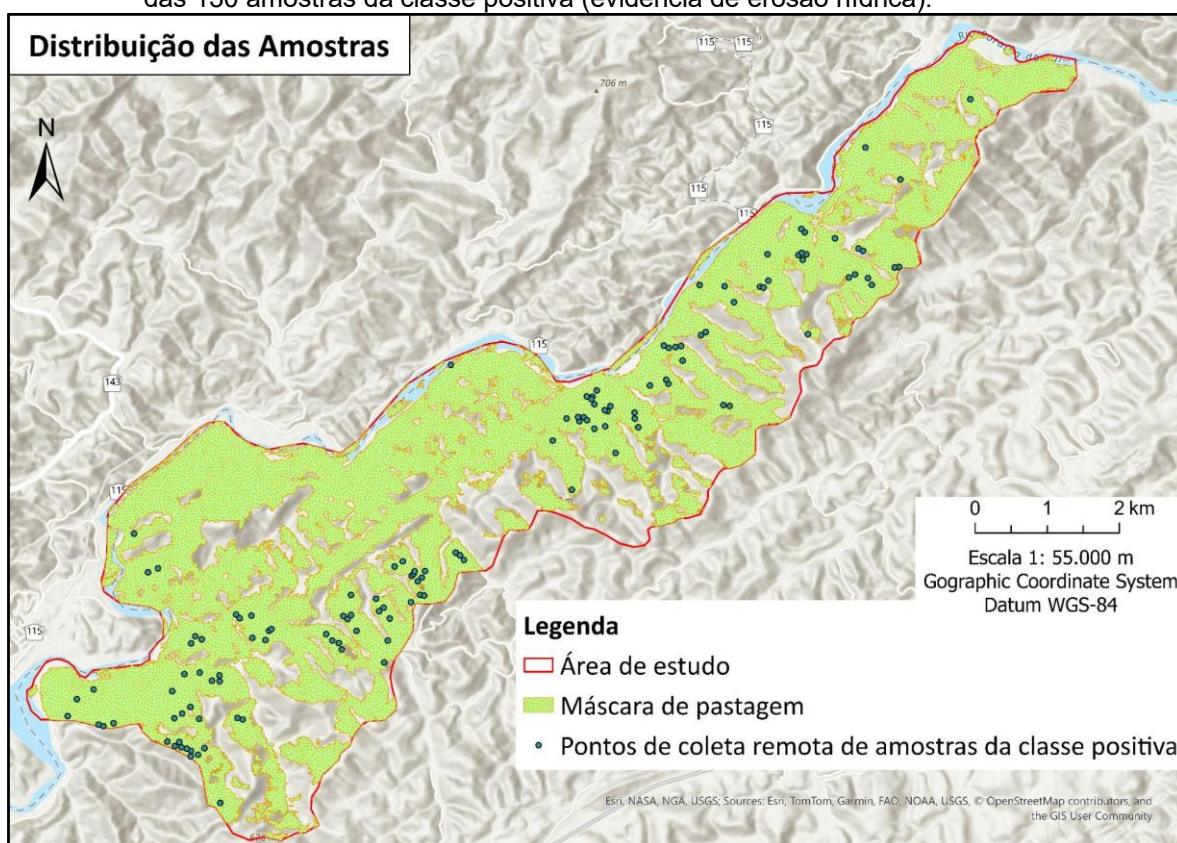
2.6.1.1. Metodologia integrada para os fluxos *PlanetScope* e *Sentinel-2*

As amostras de referência (verdade-terreno) foram delineadas por interpretação visual remota no mapa-base satélite do GEE (Google, [s.d.]). Não foi realizada coleta de dados em campo. A rotulagem baseou-se mapa base do GEE e das imagens de referência do sensor a ser classificado, seguindo o princípio de que a avaliação deve comparar o mapa a uma referência de maior qualidade (Olofsson *et al.*, 2018).

Foram coletados 130 polígonos para a classe 1 (evidências de erosão, a que chamaremos no presente estudo de “classe positiva”) e 309 polígonos para a classe 0 (demais áreas, também denominadas “classe negativa”). A extensão da análise foi restringida ao recorte da área de estudo e, adicionalmente, à máscara temática de pastagem (MapBiomas, 2023), de modo que treinamento, teste e classificação final ocorreram somente dentro desse domínio. Seguindo o procedimento adotado por Almeida (2022), a definição do espaçamento mínimo entre as amostras coletadas em campo considerou a geometria do pixel do sensor *Sentinel-2*, cuja resolução espacial é de 20 m. Para estimar a distância máxima entre vértices no interior de um mesmo pixel, aplicou-se o teorema de Pitágoras, resultando em aproximadamente

28,28 m. A partir desse valor, estabeleceu-se uma distância mínima de 30 m entre as amostras, visando evitar a alocação de mais de uma observação no mesmo pixel e padronizar a separação espacial entre pontos. O mesmo conjunto amostral foi utilizado nas análises com imagens *Sentinel-2* e *PlanetScope*, mantendo-se a consistência espacial entre sensores e permitindo a comparação dos produtos derivados a partir de diferentes resoluções, sem alteração da distribuição dos pontos de referência em campo. O mapa com o desenho amostral das áreas da classe positiva pode ser visto na Figura 20.

Figura 20 - Mapa com a distribuição dos pontos onde foram coletados remotamente os polígonos das 130 amostras da classe positiva (evidência de erosão hídrica).



Fonte: *Google Earth Engine*, utilizando as imagens de satélite de altíssima resolução do mapa-base do GEE, sobre a área de estudo. Máscara de pastagem: MapBiomass, Coleção 2 (beta), resolução espacial de 10 m (MapBiomass, 2023); Área de estudo: Programa Rio Rural, 2020. Elaboração: a autora.

No primeiro código desenvolvido no GEE foi utilizada uma cena *PlanetScope Super Dove Surface Reflectance*, de oito bandas (incluindo verde I, borda do vermelho, amarelo e azul costeiro), fornecida por *Planet Labs* (*Planet Labs*, 2025) e previamente mosaificada no ArcGIS Pro. Um segundo código, também no GEE, utilizou a coleção *Harmonized Sentinel-2 MultiSpectral Instrument, Level-2A Surface Reflectance*. A cena de trabalho foi selecionada pela menor proporção de pixels nublados na janela 30/11/2024 a 30/03/2025.

Nos dois fluxos, os preditores espectrais e índices foram calculados a partir de reflectância em azul, verde, vermelho e infravermelho próximo; no *PlanetScope* foi adicionada também a banda borda do vermelho, enquanto no *Sentinel-2* foi adicionada ainda a banda infravermelho de ondas curtas 1 (SWIR1) e um índice normalizado entre SWIR1 e verde, o *Normalized Canopy Index* (NCI). A seleção de índices incluiu o *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI), o *Índice de Vegetação Aprimorado* (EVI) e o *Modified Soil-Adjusted Vegetation Index* (MSAVI), conforme formulações clássicas (Huete *et al.*, 2002; Qi *et al.*, 1994; Rouse *et al.*, 1974).

Em ambos os fluxos foram adicionadas variáveis topográficas (altitude e declividade) derivadas do SRTM; o uso do SRTM e suas características são descritos na literatura e no catálogo do *Earth Engine* (Farr *et al.*, 2007; Google, 2025).

O conjunto de polígonos das classes positiva e negativa foi particionado em treinamento e teste na proporção 70/30 por sorteio no nível do polígono e de forma estratificada por classe. Com isso, cada polígono e, portanto, todos os pixels que ele contém, foi alocado integralmente em apenas uma das partições, evitando que pixels provenientes do mesmo polígono fossem usados simultaneamente para ajustar o modelo e para avaliá-lo, o que tende a inflar o desempenho quando há dependência espacial entre amostras (Roberts *et al.*, 2017).

Em seguida, os polígonos foram convertidos para uma imagem de rótulos binários (0/1) e, a partir desses rótulos, foram extraídos pontos correspondentes à pixels por amostragem estratificada balanceada, com o mesmo número-alvo de pontos por classe no treinamento e no teste; essa escolha buscou reduzir o efeito do desbalanceamento de classes, que pode induzir o classificador a privilegiar a classe majoritária e afetar métricas de desempenho (He; García, 2009). O total final de pontos obtidos pode ficar abaixo do número-alvo porque a ferramenta descarta pixels com alguma banda mascarada, isto é, sem valor válido em qualquer atributo, e porque, quando uma classe apresentou menos pixels elegíveis do que o solicitado, foram retornados apenas os pontos disponíveis para aquela classe (Google, 2024).

A classificação supervisionada foi executada com RF, método baseado em um conjunto de árvores com aleatorização de amostras e variáveis, com propriedades de redução de variância e dependência da correlação entre árvores (Breiman, 2001). Para definir o número de árvores foi realizado um teste de

sensibilidade do classificador RF variando o número de árvores entre 100 e 800 (incrementos de 100) para *PlanetScope* e *Sentinel-2*, mantendo constantes amostras, preditores e hiperparâmetros, e avaliando o desempenho no conjunto de teste por OA e Kappa e F1 da classe 1 e os melhores resultados levaram à escolha de utilizar 100 árvores com as imagens *PlanetScope* e 200 árvores com *Sentinel-2*.

Em ambos os fluxos, foram aplicados controles de complexidade no Random Forest para reduzir sobreajuste (*overfitting*): definiu-se um mínimo de 10 amostras por folha, evitando folhas com poucos exemplos, limitou-se cada árvore a 256 nós, utilizou-se subamostragem de 70% das amostras em cada árvore (reduzindo a correlação entre árvores) e restringiu-se a quatro o número de variáveis candidatas em cada divisão (reduzindo divisões muito específicas). Esses parâmetros são discutidos na literatura de ajuste de hiperparâmetros de *Random Forest* como mecanismos de regularização (Google, 2023; Probst *et al.*, 2019).

Aplicou-se o classificador treinado à imagem de preditores para gerar um mapa de probabilidades associado à classe positiva. Nesse produto intermediário, cada pixel recebeu um valor contínuo entre 0 e 1, interpretado como probabilidade estimada de evidência de erosão hídrica, sendo valores mais próximos de 1 indicativo de maior probabilidade. Esse raster de probabilidades não foi exportado e foi utilizado para a definição do limiar de decisão. Com base nas probabilidades obtidas nos pontos do conjunto de teste, avaliou-se uma faixa de limiares (tipicamente entre 0,40 e 0,50) e, para cada valor, calcularam-se métricas de desempenho, incluindo F1-score e acurácia do usuário (UA) para a classe positiva. Selecionou-se o limiar que melhor equilibrou detecção e precisão da classe potencialmente erosiva, priorizando valores de UA elevados (por exemplo, $UA \geq 90\%$). Em seguida, fixou-se esse limiar para a geração do resultado, aplicando-o ao raster de probabilidades a fim de produzir o mapa binário: pixels com probabilidade maior ou igual ao limiar foram rotulados como classe positiva e aqueles abaixo do limiar foram rotulados como classe negativa, resultando em um mapa temático inicial das áreas evidência de erosão dentro da AOI.

Loosvelt *et al.* (2012) aplicaram o uso de probabilidades por pixel no RF para mapeamento probabilístico e análise de incerteza em classificação de imagens de radar, explorando as probabilidades de pertencimento da classe. Além disso, Zhang *et al.* (2019) descreveram um fluxo em que o RF produz probabilidades de classe e

essas probabilidades são convertidas em mapa binário por métodos de definição de limiar.

2.6.1.2. Comparação dos resultados da classificação das áreas com evidências de feições erosivas nos períodos chuvoso e seco

Para cada sensor, foram executadas duas classificações independentes, uma para o período chuvoso (novembro a março) e outra para o período seco (junho a agosto), ambas seguindo exatamente o mesmo encadeamento metodológico previamente descrito na subseção 2.6.1, que descreve a classificação das áreas com evidências de erosão hídrica do solo, sem redefinir materiais, fontes de dados ou parâmetros já apresentados. Utilizou-se o mesmo código, processado no GEE (Google, [s.d.]), para as duas imagens *PlanetScope* (*Planet Labs*, 2025), mudando apenas a imagem em si e, do mesmo modo, foi feito para as imagens *Sentinel-2* (*European Space Agency*, 2025). O desenho amostral foi o mesmo para os dois períodos e o mesmo protocolo de rotulagem do conjunto de referência, de modo a permitir comparações diretas entre as métricas produzidas em cada período. Esse tipo de controle metodológico é coerente com diretrizes que enfatizam a necessidade de procedimentos de amostragem e de resposta comparáveis e documentados quando se pretende interpretar diferenças entre mapas (Olofsson *et al.*, 2014; Stehman; Czaplewski, 1998).

A comparação quantitativa foi baseada na matriz de confusão gerada para cada combinação sensor *versus* período, a partir da qual foram derivadas as métricas Acurácia Global (AG), coeficiente *Kappa*, acurácia do produtor (PA), acurácia do usuário (UA) e *F1-score*, para as classificações resultantes (Congalton; Green, 2009; Powers, 2011). No *Google Earth Engine* (GEE), a matriz de confusão e as métricas associadas (incluindo PA, UA e *Kappa*) foram obtidas por funções de avaliação de acurácia da plataforma, que comparam as classes mapeadas com os rótulos de referência (Google, [s.d.]; Gorelick *et al.*, 2017). O *F1-score* foi adotado como medida sintética por classe, calculada a partir de precisão e revocação, aqui interpretadas, respectivamente, como UA e PA, de modo a sintetizar o balanço entre erros de comissão e omissão (Congalton; Green, 2009; Powers, 2011).

Adicionalmente, os mapas binários de cada período foram sobrepostos ao Mapa de Vulnerabilidade à Erosão da Embrapa Solos, e calculou-se o percentual de classificação positiva em cada classe de vulnerabilidade (baixa, moderada, alta e muito alta), para subsidiar a leitura comparativa entre chuvoso e seco (Ferraz *et al.*, 2025, Simões *et al.*, 2021).

2.6.2 Etapa 2 - Classificação da dinâmica das áreas com evidências de erosão hídrica do solo com imagens dos satélites *PlanetScope* e *Sentinel-2*

As seções a seguir apresentam um detalhamento de cada uma das etapas metodológicas para o estudo da dinâmica das áreas relacionadas aos processos erosivos em uma janela de cinco anos, de 2021 a 2025, a partir das imagens de ambos os sensores. O fluxo de trabalho iniciou com a aquisição e pré-processamento das imagens do satélite *PlanetScope*, com datas de 12/03/2021; 18/03/2022; 21/03/2023; e imagens do satélite *Sentinel-2*, com datas de 18/01/2021; 04/03/2022; 24/03/2023; 12/02/2024; e 16/02/2025. Foram utilizados os dois conjuntos de imagens de satélites processados em códigos independentes, um para cada conjunto de imagens, para mapear as áreas com evidências de erosão hídrica do solo, na janela temporal selecionada, seguindo fluxos paralelos de processamento para cada sensor.

O início do fluxo, para ambos os sensores, foi similar ao descrito na seção 2.6.1, com a diferença da janela temporal, ao invés de um par de imagens (período seco - junho a agosto; período chuvoso - novembro a março) utilizou-se cinco imagens do período chuvoso para cada sensor analisado.

Após terem sido produzidos mapas anuais binários para 2021 a 2025, na sequência do próprio código no GEE, foi feita uma etapa de pós-processamento temporal por comparação pós-classificação, na qual os mapas anuais foram sobrepostos pixel a pixel para descrever trajetórias e mudanças entre datas. Esse tipo de abordagem, baseada em resultados de classificação de imagens de diferentes momentos e sua comparação direta, é descrita na literatura como adequada para sintetizar mudanças e permanências por classes e para construir estatísticas de transição (Lu *et al.*, 2004; Pontius Jr. *et al.*, 2004). A partir dessa

sobreposição, foram gerados quatro produtos temporais: codificação, tendência, persistência e matrizes de transição.

A codificação foi calculada como uma matriz multianual de cinco posições, na qual cada pixel recebeu um “código” que representou a sequência 0/1 observada em 2021, 2022, 2023, 2024 e 2025, preservando a ordem temporal. Na prática, essa codificação funcionou como um identificador de trajetória. Com isso, mostrando, por exemplo, se a classe positiva ocorreu apenas em anos finais, se houve alternância, ausência total, e assim permitindo contabilizar e mapear padrões específicos de mudança ao longo do período, em linha com o uso de trajetórias espaço-temporais como unidade de análise (Zomlot *et al.*, 2017). Essa representação de mudanças como trajetórias multianuais é compatível com a noção de “trajetórias de uso e cobertura”, definidas como caminhos ao longo de múltiplos anos, usadas para expressar recorrência, conversão e evolução em séries temporais de mapas (Maciel *et al.*, 2019).

A classe de tendência foi derivada como uma síntese da trajetória 2021–2025 em cinco classes. A partir das combinações de presença e ausência ao longo do período: (i) ausente (não houve ocorrência em nenhum dos cinco anos), (ii) aumento (houve ocorrência no ano final e ausência em pelo menos um ano anterior), (iii) diminuição (houve ocorrência em pelo menos um ano anterior e ausência no ano final), (iv) estável (houve ocorrência em todos os cinco anos) e (v) intermediária ou intermitente (demais combinações com alternância de presença e ausência, sem se enquadrar em “ausente”, “aumento”, “diminuição” ou “estável”). Esse tipo de categorização por padrões temporais foi coerente com abordagens que tratam séries de mapas como trajetórias e permitem derivar classes-resumo para descrever recorrência e evolução (Maciel *et al.*, 2019).

A classificação quanto à persistência das áreas com evidências de erosão foi definida para representar persistência por anos consecutivos, classificada entre 1 e 5, em que 1 indicou ocorrência em um ano; 2 indicou ocorrência em dois anos consecutivos; 3 em três anos consecutivos; 4 em quatro anos consecutivos; e 5 em cinco anos consecutivos. Assim, a classificação da persistência foi um indicador de “duração consecutiva”, de modo que ocorrências separadas por pelo menos um ano sem ocorrência não aumentaram a persistência além do comprimento máximo do trecho consecutivo. Essa definição foi compatível com descrições metodológicas que

quantificam, para cada ano, o número de anos consecutivos em que um pixel permaneceu em uma mesma classe (Horst *et al.*, 2025).

As matrizes de transição foram calculadas para cada par de anos consecutivos (exemplo: 2021 a 2022, 2022 a 2023) entre os dois mapas binários, resultando nas quatro transições possíveis: 0 para 0, 0 para 1, 1 para 0 e 1 para 1. Em seguida, as transições foram quantificadas em área (hectares) por soma de tamanho dentro da área de estudo, de modo que cada célula da matriz representou a área total associada àquela transição. O uso de matrizes de tabulação cruzada como base para analisar mudança categórica e seus componentes, incluindo a persistência, foi discutido em trabalhos de referência na literatura de mudanças de uso e cobertura (Pontius *et al.*, 2004) e em métodos que organizam a análise por intervalos, categorias e transições a partir dessas matrizes (Aldwaik; Pontius, 2012).

2.6.3. Etapa 3 - Comparação do desempenho da classificação de áreas com evidência de erosão hídrica com imagens adquiridas pelos sensores *Sentinel-2* e *PlanetScope*

Nesta etapa, foi realizada a comparação entre os resultados obtidos com os sensores *Sentinel-2* e *PlanetScope* nas Etapas 1 e 2 (classificação sazonal e análise da dinâmica temporal). A comparação considerou, de forma integrada, (i) as métricas de acurácia derivadas das classificações (matriz de confusão e medidas associadas, como acurácia global, acurácia do produtor e do usuário e medida *F1-Score* por classe) e (ii) os produtos gerados em formato matricial (GeoTIFF) e vetorial (*shapefile*).

Os produtos exportados foram analisados em ambiente SIG, onde foram sobrepostos às imagens de satélite utilizadas na modelagem e a imagens de referência de maior resolução espacial (*PlanetScope* e camadas de alta/muito alta resolução disponíveis no GEE). Essa inspeção visual permitiu avaliar diferenças espaciais entre os mapas, além de padrões de erros de omissão e comissão identificáveis pela correspondência com a imagem de referência.

A análise comparativa também incorporou aspectos operacionais e instrumentais dos sensores, considerados conjuntamente com os resultados

temáticos: resolução espacial, disponibilidade e posicionamento espectral das bandas, frequência de revisita, acesso e custo dos dados, gratuito no caso do *Sentinel-2* e condicionado a licenciamento no caso do *PlanetScope*. Esses elementos foram discutidos à luz da fundamentação teórica, de modo a interpretar o desempenho observado não apenas como resultado do classificador, mas também como efeito das características do dado de entrada e das condições de aquisição.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

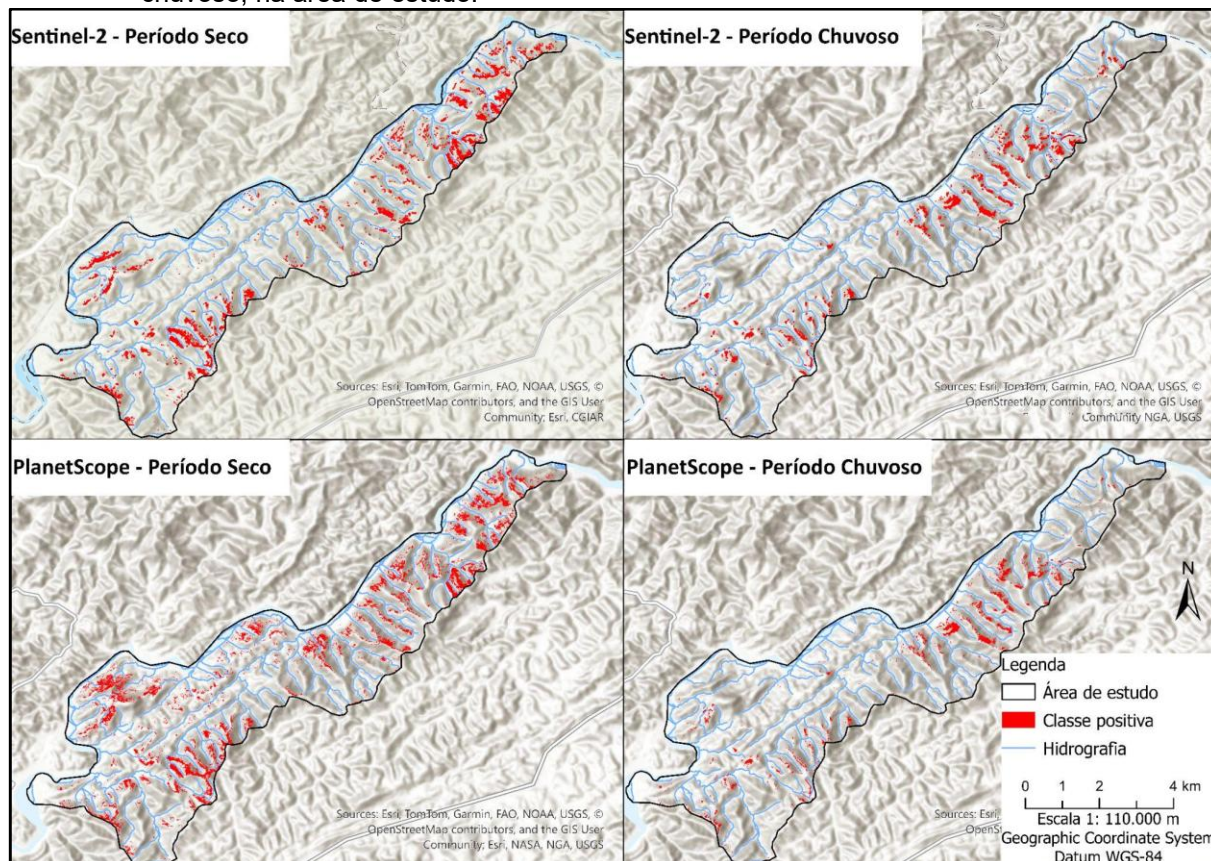
Este capítulo apresenta os resultados das três etapas descritas na metodologia, com integração entre apresentação dos produtos, avaliação quantitativa (ou seja, métricas derivadas das matrizes de confusão) e interpretação espacial por inspeção visual em ambiente SIG. Na Etapa 1, foi discutida a classificação sazonal, períodos seco (junho a agosto) e chuvoso (novembro a março), para as imagens dos sensores *Sentinel-2* e *PlanetScope*, destacando diferenças de desempenho, padrões de erro e coerência espacial dos mapas produzidos. Na Etapa 2, foram discutidos os produtos multitemporais entre os anos de 2021 a 2025, derivados da comparação pós-classificação, com ênfase em trajetórias e estabilidade temporal. Por fim, na Etapa 3, foram sintetizadas as diferenças entre sensores, considerando desempenho, limitações e implicações operacionais.

3.1 Classificação sazonal das imagens *Sentinel-2* e *PlanetScope*

3.1.1 Resultados da classificação sazonal das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*

Foram produzidos mapas binários, com a classe positiva “áreas com evidência de erosão hídrica” e classe negativa abrangendo todas as demais áreas no domínio do recorte estudado nesta tese. Para a análise sazonal, foram classificadas uma cena do período seco e uma do período chuvoso adquiridas por cada sensor. Para as imagens do *Sentinel-2*, as datas de referência foram 20/08/2024 (seco) e 16/02/2025 (chuvoso). Para aquelas adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, foram utilizadas cenas com datas de 30/08/2024 (seco) e 05/02/2025 (chuvoso). A Figura 21 apresenta o produto cartográfico resultante da classificação das imagens dos dois sensores nos períodos seco e chuvoso.

Figura 21 - Distribuição espacial das áreas com evidência de erosão hídrica identificadas nas classificações realizadas com imagens *Sentinel-2* e *PlanetScope*, nos períodos seco e chuvoso, na área de estudo.



Fonte: Hidrografia (IBGE, 2018); limite da área de estudo (Rio Rural, 2020); mapa base com relevo sombreado (ESRI, 2025).

3.1.2 Importância das variáveis na classificação (Índice Gini)

A importância das variáveis foi estimada pela redução média da impureza de Gini; esse índice quantifica a heterogeneidade de classes em um nó da árvore do RF, de modo que maiores reduções ao longo das divisões indicam maior poder discriminante no conjunto de árvores (Breiman, 2001). Em ambos os sensores, elevação e declividade foram as variáveis mais importantes em todos os cenários, o que reforça o papel do relevo na distribuição espacial das áreas com evidência de erosão hídrica do solo. A contribuição da variável referente à elevação sugere que a posição topográfica ajudou o modelo a distinguir compartimentos da paisagem com diferentes condições de drenagem e conectividade com o escoamento, enquanto a declividade expressa a influência da inclinação na concentração e na energia do

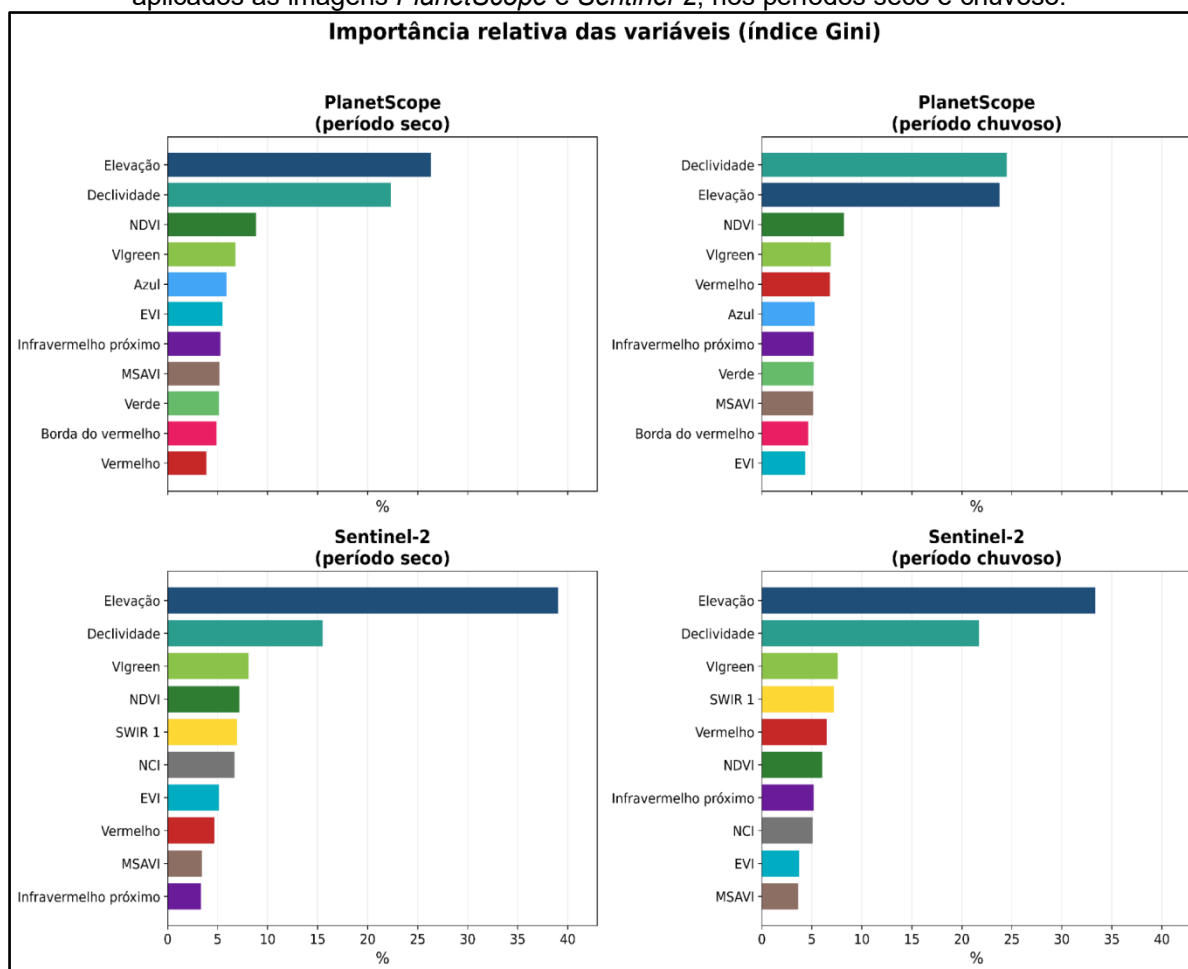
fluxo superficial (Coelho Netto, 2003; Fullen; Catt, 2004). Essa interpretação é coerente com Ferraz *et al.* (2025), ao destacarem que relevo, solo e cobertura vegetal atuam conjuntamente na suscetibilidade à erosão hídrica. Na área de estudo, a importância dessas variáveis também reflete, de forma indireta, diferenças pedológicas associadas à posição na encosta, uma vez que Argissolos tendem a apresentar maior suscetibilidade ao escoamento superficial e à erosão do que Latossolos, em razão de suas propriedades físicas e de seu gradiente textural (Lal, 2001). Desse modo, a elevada contribuição da elevação e da declividade indica que o modelo captou, de forma integrada, a relação entre relevo, dinâmica do escoamento e distribuição dos solos na ocorrência das áreas classificadas como positivas. Na classificação feita a partir de imagens *PlanetScope*, após as variáveis topográficas, destacaram-se o NDVI, a banda do infravermelho próximo e a borda do vermelho, tanto no período seco quanto no chuvoso. No *Sentinel-2*, além de elevação e declividade, a banda SWIR-1 apresentou o maior peso relativo, seguida por índices derivados do visível e do infravermelho próximo, com destaque para Vlgreen e NDVI. A Figura 22 ilustra a participação percentual de cada variável e sua importância relativa na classificação, segundo o índice Gini.

3.1.3 Resultados quantitativos da classificação quanto à evidência de erosão hídrica do solo

Esta subseção atende diretamente ao objetivo específico i, ao comparar os resultados da classificação sazonal entre os períodos seco e chuvoso, e ao objetivo específico III, ao permitir a comparação do desempenho de imagens de satélite com diferentes resoluções espaciais na detecção, no mapeamento e no monitoramento da erosão hídrica do solo.

A comparação das métricas indicou que o período chuvoso apresentou melhor desempenho global nos dois sensores, com diferença mais acentuada nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*.

Figura 22 - Importância relativa das variáveis no índice Gini para os modelos de classificação aplicados às imagens *PlanetScope* e *Sentinel-2*, nos períodos seco e chuvoso.



Legenda: Variáveis utilizadas, os índices espectrais correspondem a: NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index* – Índice de Vegetação por Diferença Normalizada), EVI (*Enhanced Vegetation Index* – Índice de Vegetação Aprimorado), MSAVI (*Modified Soil-Adjusted Vegetation Index* – Índice de Vegetação Ajustado ao Solo Modificado), Vgreen (*Green Vegetation Index* – Índice de Vegetação Verde) e NCI (*Normalized Cellulose Index* – Índice Normalizado de Celulose).

Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, a acurácia global foi 0,933 no período seco e 0,943 no chuvoso, com coeficiente Kappa de 0,843 e 0,867, respectivamente. Para a classe positiva, a acurácia do usuário foi 0,902 no seco e 0,921 no chuvoso, a acurácia do produtor foi 0,883 e 0,896, e o *F1-score* foi 0,892 e 0,909. Em termos de erros, observou-se redução de falsos positivos, de 133 para 106, e de falsos negativos, de 162 para 143, no período chuvoso.

Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, a diferença entre o período seco e o período chuvoso foi mais acentuada. No período seco, a acurácia global foi 0,929, o coeficiente Kappa foi 0,748, a acurácia do usuário da classe positiva foi 0,950, a acurácia do produtor foi 0,675 e o *F1-score*

foi 0,789. No período chuvoso, esses valores passaram para 0,959, 0,865, 0,913, 0,868 e 0,890, respectivamente. Esses resultados indicam que, no cenário seco, houve maior erro de omissão da classe positiva, ao passo que, no cenário chuvoso, observou-se melhor equilíbrio entre omissão e comissão.

Também houve diferença no número de amostras efetivamente obtidas para treino e teste. Embora tenha sido definido um número alvo de pontos por classe, a extração ficou limitada ao conjunto de pixels válidos, isto é, pixels que permaneceram dentro da máscara de pastagem. Como a resolução espacial das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* (10 a 20 m) produz menos pixels por polígono do que as imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* (~3 m), essa limitação foi mais acentuada no *Sentinel-2*, resultando em 2.811 amostras de treino e 998 de teste no período seco, e 2.557 de treino e 961 de teste no chuvoso. No *PlanetScope*, por sua vez, foram obtidos 6.000 pontos no treino e 4.380 no teste em ambos os períodos.

A área total classificada como positiva variou conforme o sensor e a sazonalidade: *Sentinel-2* chuvoso = 56,73 ha; *Sentinel-2* seco = 106,25 ha; *PlanetScope* chuvoso = 109,79 ha; *PlanetScope* seco = 351,67 ha. Em ambos os sensores, a área positiva foi maior no período seco, com aumento mais acentuado no *PlanetScope*.

A Tabela 5 sintetiza as métricas AG e Kappa e, para a classe positiva, AU, AP e *F1-score*. Os erros absolutos e proporcionais da classe positiva por sensor e período são apresentados na Tabela 6. No *Sentinel-2*, o período chuvoso apresentou melhor equilíbrio entre erros de omissão e comissão na classe positiva, expresso pelos valores mais elevados de AP e *F1-score*, enquanto o período seco exibiu maior assimetria, com AU alta e AP reduzida, caracterizando maior omissão de áreas de referência da classe positiva. No *PlanetScope*, as métricas permaneceram mais próximas entre os períodos, com ligeira vantagem do período chuvoso para AG, Kappa e *F1-score*. As métricas específicas como AU, AP e *F1-Score* são particularmente úteis nessa interpretação, porque detalham os tipos de erro que a AG, sozinha, não evidencia (Congalton; Green, 2009).

Tabela 5 - Síntese das métricas de avaliação da classificação binária de evidência de erosão hídrica na área de estudo, por sensor e período sazonal, sendo o seco de junho a agosto e o chuvoso de novembro a março. Os valores de acurácia no conjunto de teste, AU, AP e F1-Score referem-se à classe positiva, enquanto a acurácia global (AG) e Kappa referem-se ao conjunto como um todo.

Sensor / período	AG	Kappa	AU	AP	F1-Score	Falso positivos	Falso negativos	Área positiva (ha)
<i>Sentinel-2</i> (seco)	0,93	0,748	0,95	0,68	0,789	7	64	106,25
<i>Sentinel-2</i> (chuvoso)	0,96	0,865	0,91	0,87	0,89	15	24	56,73
<i>PlanetScope</i> (seco)	0,93	0,843	0,9	0,88	0,892	133	162	351,67
<i>PlanetScope</i> (chuvoso)	0,94	0,867	0,92	0,9	0,909	106	143	109,79

Legenda: Datas das cenas: *Sentinel-2* – 20/08/2024 (seco), 16/02/2025 (chuvoso); *PlanetScope* – 30/08/2024 (seco), 05/02/2025 (chuvoso). Métricas AG (acurácia global), AU (acurácia do usuário), AP (acurácia do produtor) e F1-Score.

Tabela 6 - Erros absolutos e proporcionais da classe positiva, por sensor e período sazonal.

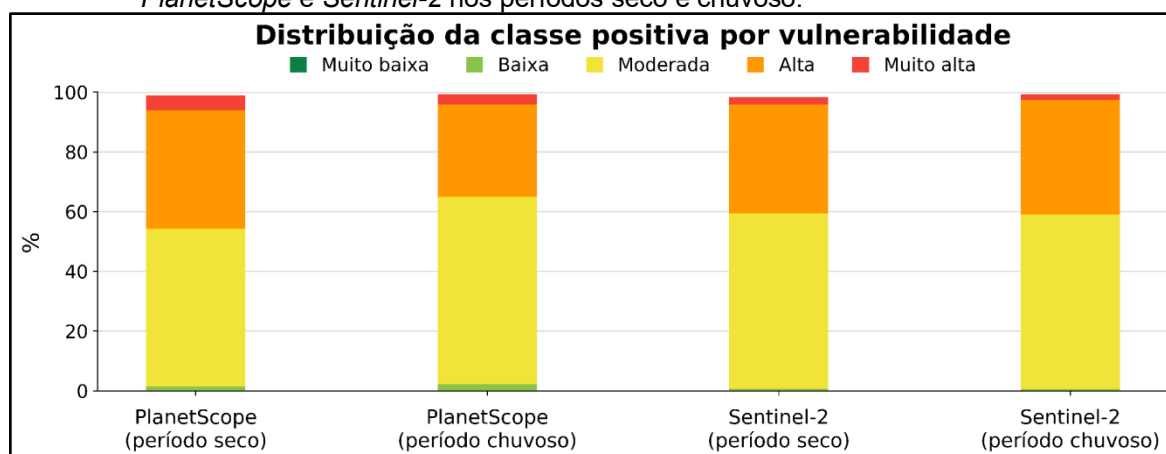
Sensor / período	N de teste	Falso Positivo	Falso Negativo	Erro de comissão da classe positiva (%)	Erro de omissão da classe positiva (%)	Falso positivos	Falso negativos	Área positiva (ha)
<i>PlanetScope</i> (seco)	4380	133	162	9,84	11,74	7	64	106,25
<i>PlanetScope</i> (chuvoso)	4380	106	143	7,89	10,36	15	24	56,73
<i>Sentinel-2</i> (seco)	998	7	64	5	32,49	133	162	351,67
<i>Sentinel-2</i> (chuvoso)	961	15	24	8,67	13,19	106	143	109,79

Legenda: Erro de comissão = proporção de falsos positivos em relação ao total classificado como positivo; erro de omissão = proporção de falsos negativos em relação ao total de positivos na referência.

Além das métricas de acurácia, foi realizada a distribuição da classe positiva sobre as classes do mapeamento de vulnerabilidade (Ferraz *et al.*, 2025), obtida por interseção espacial entre os resultados desta etapa e o mapa de vulnerabilidade à erosão. O resultado apresentado na Figura 23 foi expresso como percentual da área positiva em cada classe de vulnerabilidade (muito baixa a muito alta), por sensor e período. A análise da distribuição da classe positiva sobre o mapa de vulnerabilidade (Ferraz *et al.*, 2025) indicou que, nos quatro cenários (seco e chuvoso para os dois sensores), a classe positiva se concentrou em classes Moderada e Alta, que juntas representaram entre 92,58% (*PlanetScope* seco) e 96,77% (*Sentinel-2* chuvoso) da

área positiva. A classe Muito alta variou entre 2,01% (*Sentinel-2* chuvoso) e 4,91% (*PlanetScope* seco). As classes Baixa e Muito Baixa somaram percentuais baixos, com máximo de 2,20% no *PlanetScope* chuvoso. Em termos comparativos, a distribuição no Sentinel 2 foi semelhante entre períodos (moderada = 58% e alta = 36 a 38%). No *PlanetScope*, o período seco apresentou maior participação relativa das classes Alta e Muito Alta (44,61%) do que o chuvoso (34,31%), em paralelo ao aumento da área total classificada como positiva no seco.

Figura 23 - Distribuição percentual da classe positiva nas classes de vulnerabilidade à erosão (muito baixa, baixa, moderada, alta e muito alta), para os resultados obtidos com imagens *PlanetScope* e *Sentinel-2* nos períodos seco e chuvoso.



3.1.4 Análise visual dos padrões espaciais resultantes da classificação sazonal das imagens dos satélites *PlanetScope* e *Sentinel-2*

Esta subseção atende ao objetivo específico i, ao examinar como os resultados variam entre os períodos seco e chuvoso, e ao objetivo específico iii, ao comparar a expressão espacial das áreas classificadas como positivas nos produtos gerados com imagens adquiridas pelos satélites *PlanetScope* e *Sentinel-2*.

A análise visual dos resultados da classificação sazonal, realizada em ambiente SIG com sobreposição a imagens de referência *PlanetScope*, indicou que a classe positiva não se distribuiu de forma aleatória na paisagem. As imagens *PlanetScope* foram adotadas como referência por apresentarem melhor resolução espacial disponível sem custo e datas compatíveis com os períodos analisados, tanto para a avaliação dos resultados obtidos com esse próprio sensor quanto para aqueles derivados das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*.

De modo geral, as áreas classificadas como positivas concentraram-se em setores de pastagem situados em vertentes e cabeceiras de drenagem, padrão coerente com a organização espacial da área de estudo e com a literatura que relaciona a erosão hídrica à concentração do escoamento superficial, à declividade e à cobertura do solo (Coelho Netto, 2003; Guerra *et al.*, 2017; Renard *et al.*, 1997). Esse comportamento também é compatível com a configuração da drenagem na área, caracterizada por canais de menor ordem distribuídos ao longo das vertentes, convergindo para coletores, e por elevada conectividade entre encostas e fundos de vale (Coelho Netto, 2003; IBGE, 2018), condição que favorece a concentração do escoamento e a atuação de processos erosivos (Coelho Netto, 2003; Renard *et al.*, 1997).

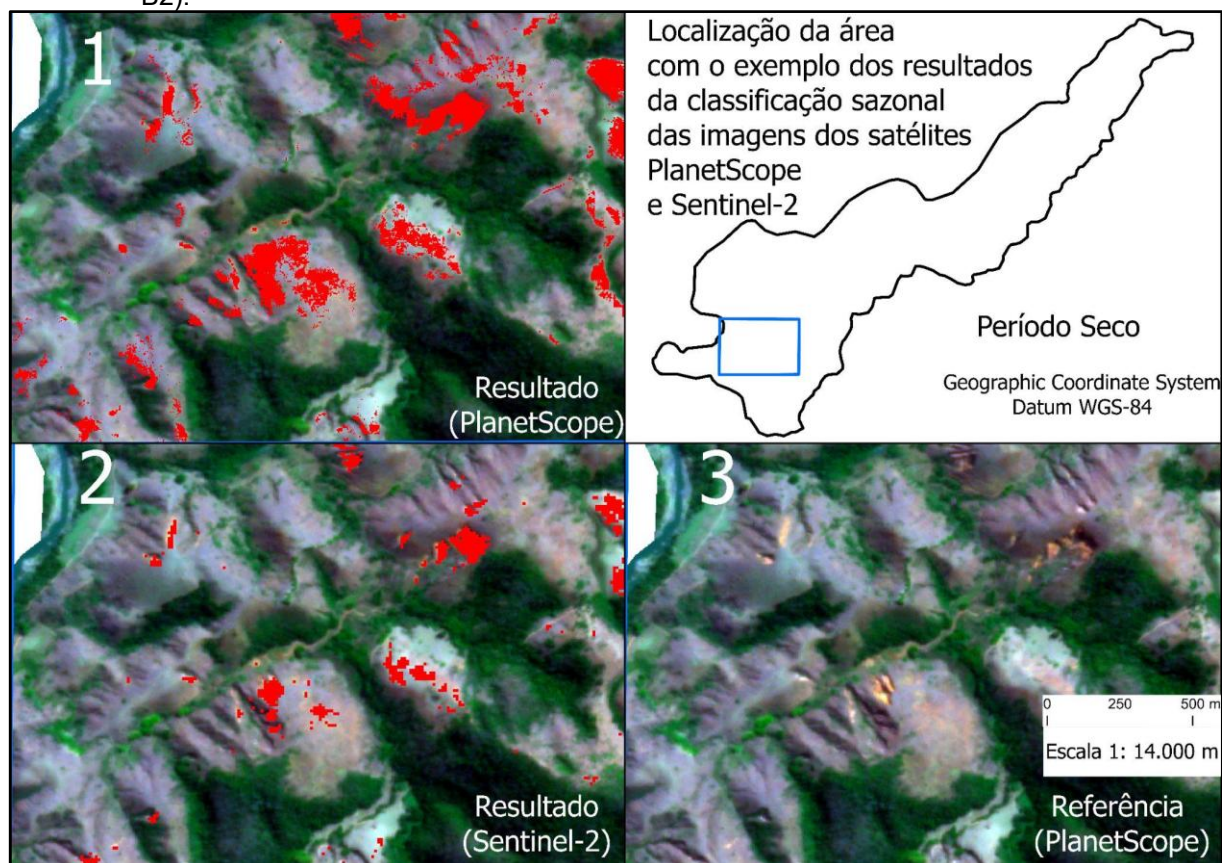
Em termos espaciais, a classe positiva concentrou-se principalmente em setores da paisagem mais suscetíveis à erosão, sobretudo nas vertentes, e, em menor proporção, nos fundos de vale e nas planícies fluviais. Esses compartimentos estão associados a menor energia do relevo e a maior tendência à acumulação de sedimentos, o que desfavorece a formação de feições erosivas lineares (Guerra *et al.*, 2017; Silva *et al.*, 2006; Xavier; Coelho Netto, 2014). Esse padrão é compatível com a análise do mapa de vulnerabilidade, na qual as classes Moderada e Alta reuniram a maior parte da área positiva nos quatro cenários avaliados (Ferraz *et al.*, 2025).

A comparação visual entre os períodos evidenciou diferenças no padrão espacial das áreas classificadas. No período chuvoso, os resultados apresentaram maior coesão espacial e melhor separação entre áreas vegetadas e superfícies expostas. No período seco, por sua vez, observou-se aumento da área classificada como positiva, maior fragmentação das áreas positivas e intensificação da confusão com pastagem seca, solo exposto e, pontualmente, superfícies antrópicas ou áreas queimadas. Esse comportamento é coerente com o discutido no capítulo de Fundamentação Teórica desta tese, segundo o qual a redução do vigor da vegetação e a maior exposição do solo tendem a aumentar a semelhança espectral entre alvos distintos, dificultando a discriminação temática, sobretudo em ambientes pastoris degradados (Daughtry, 2005; Guerschman *et al.*, 2009; Huete *et al.*, 2002; Rouse *et al.*, 1973). Desse modo, a análise visual corroborou os resultados quantitativos ao indicar melhor separabilidade no período chuvoso, embora, em ambos os períodos, os mapas tenham se mostrado mais adequados para indicar

setores com potencial ocorrência de feições erosivas do que para definir com exatidão os limites de cada feição.

As Figuras 24 e 25 apresentam os recortes comparativos referentes, respectivamente, aos períodos seco (junho a agosto) e chuvoso (novembro a março), com os resultados da classificação sazonal obtida com os sensores *PlanetScope* e *Sentinel-2*, sobrepostos a uma imagem de referência *PlanetScope*, com o objetivo de exemplificar as semelhanças e diferenças na distribuição espacial das áreas classificadas como positivas, isto é, com evidência de erosão hídrica do solo. Em cada figura, são apresentados o enquadramento espacial do recorte no interior da área de estudo, o resultado da classificação para cada sensor e a imagem de referência utilizada na análise visual. Esse arranjo permite comparar visualmente a distribuição, a continuidade, a forma e o nível de detalhamento das áreas mapeadas em cada período sazonal.

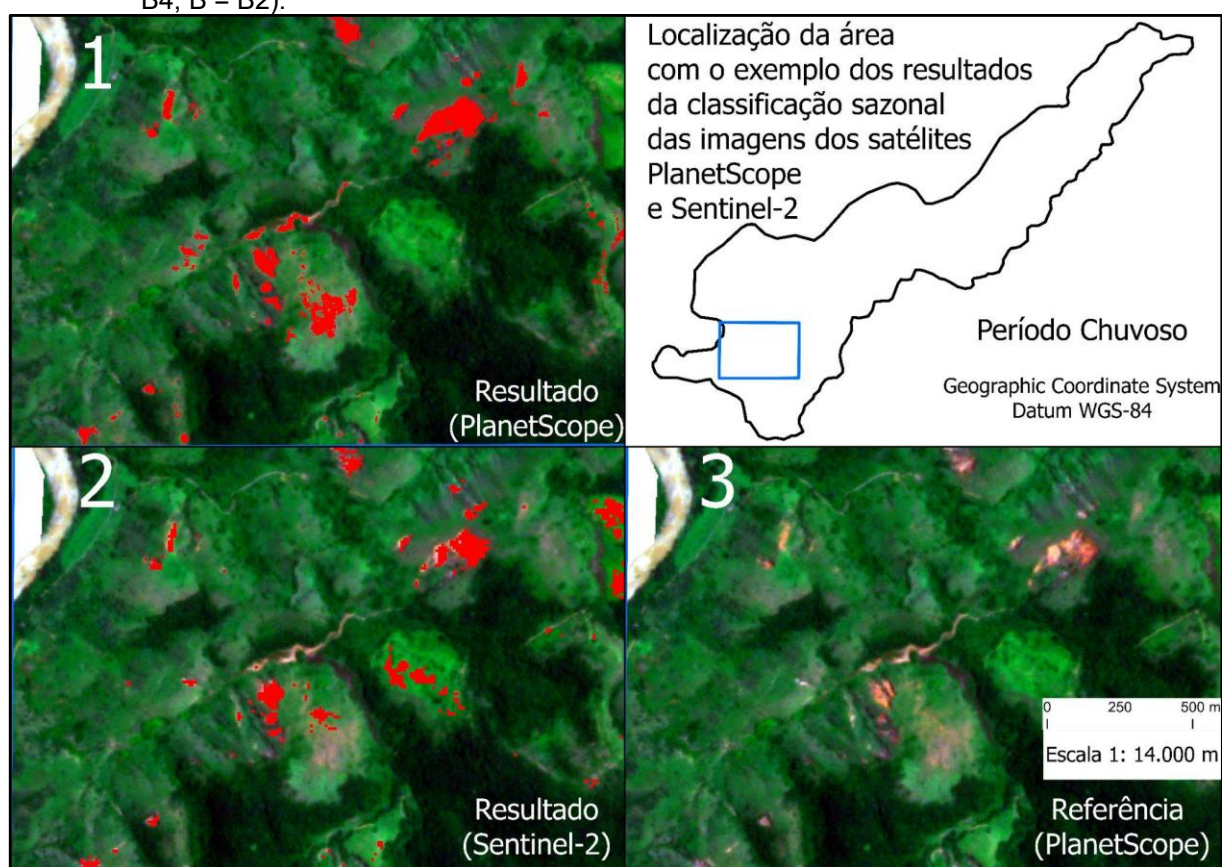
Figura 24 - Recorte da comparação visual dos resultados da classificação sazonal para o período seco (junho a agosto), gerados a partir de imagens *PlanetScope* e *Sentinel-2*, sobre imagem de referência *PlanetScope* em composição colorida natural (R = B6, G = B4, B = B2).



Legenda: O quadro 1 apresenta o resultado da classificação com imagem *PlanetScope*, com a classe positiva em vermelho; o quadro 2 apresenta o resultado da classificação com imagem *Sentinel-2*, também com a classe positiva em vermelho; o quadro 3 mostra a imagem *PlanetScope* utilizada como referência visual; e o quadrante superior direito indica a localização do recorte na área de estudo e o período analisado.

No recorte do período seco, apresentado na Figura 24, a comparação entre os sensores indica que os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* apresentaram menor número de áreas classificadas como positivas e menor extensão da classe positiva, enquanto os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* apresentaram maior fragmentação, maior dispersão espacial e maior área classificada como positiva. Esse contraste é coerente com os resultados quantitativos da Tabela 5 e 6.

Figura 25 - Recorte da comparação visual dos resultados da classificação sazonal para o período chuvoso (novembro a março), gerados a partir de imagens *PlanetScope* e *Sentinel-2*, sobre imagem de referência *PlanetScope* em composição colorida natural (R = B6, G = B4, B = B2).



Legenda: O quadro 1, o resultado da classificação com imagem *PlanetScope*; no quadro 2, o resultado da classificação com imagem *Sentinel-2*; no quadro 3, a imagem *PlanetScope* utilizada como referência visual; e, no quadrante superior direito, a localização do recorte na área de estudo e o período analisado.

No recorte do período chuvoso, apresentado na Figura 25, a comparação entre os sensores mostra maior convergência do que a observada no período seco. Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, as áreas classificadas como positivas mantêm maior detalhamento espacial e maior extensão, enquanto, nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, a classe positiva apresenta padrão mais generalizado e menos

fragmentado. Ainda assim, a separação entre áreas positivas e áreas vegetadas do entorno é visualmente mais nítida nos dois sensores, o que é coerente com a melhora das métricas no período chuvoso. Desse modo, a Figura 25 reforça a interpretação de que, sob condições de maior vigor da cobertura vegetal, houve redução da confusão espectral e maior consistência na representação das áreas com evidências de erosão hídrica do solo.

A leitura visual desses recortes fornece a base espacial para a comparação sintética entre os quatro cenários sazonais, apresentada na subseção seguinte.

3.1.5 Comparação sazonal dos resultados da classificação das imagens dos sensores *PlanetScope* e *Sentinel-2*

Esta subseção atende diretamente ao objetivo específico i, ao sintetizar a comparação entre os períodos seco e chuvoso, e ao objetivo específico iii, ao discutir como sensores com diferentes resoluções espaciais responderam à mesma condição sazonal da paisagem.

No contraste entre os sensores, o período seco foi o cenário de maior diferença. Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, observaram-se menos áreas classificadas como positivas e menor extensão da área classificada como com evidências de erosão hídrica do solo. Já nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, verificou-se maior número de áreas classificadas como positivas, maior fragmentação e maior área positiva. Esse padrão, já observado na Figura 24, é coerente com os resultados quantitativos apresentados na Tabela 5 e com os erros absolutos e proporcionais detalhados na Tabela 6: no período seco, o *Sentinel-2* apresentou AP de 0,675, Kappa de 0,748 e *F1-score* de 0,789, enquanto o *PlanetScope* apresentou AP de 0,883, Kappa de 0,843 e *F1-score* de 0,892. Esses valores indicam que, no período seco, o *Sentinel-2* teve maior dificuldade em recuperar as áreas positivas de referência, ao passo que o *PlanetScope* apresentou melhor recuperação da classe positiva e melhor equilíbrio entre omissão e comissão.

No caso do *Sentinel-2*, essa menor extensão da classe positiva no período seco pode ser interpretada como resultado combinado de maior seletividade

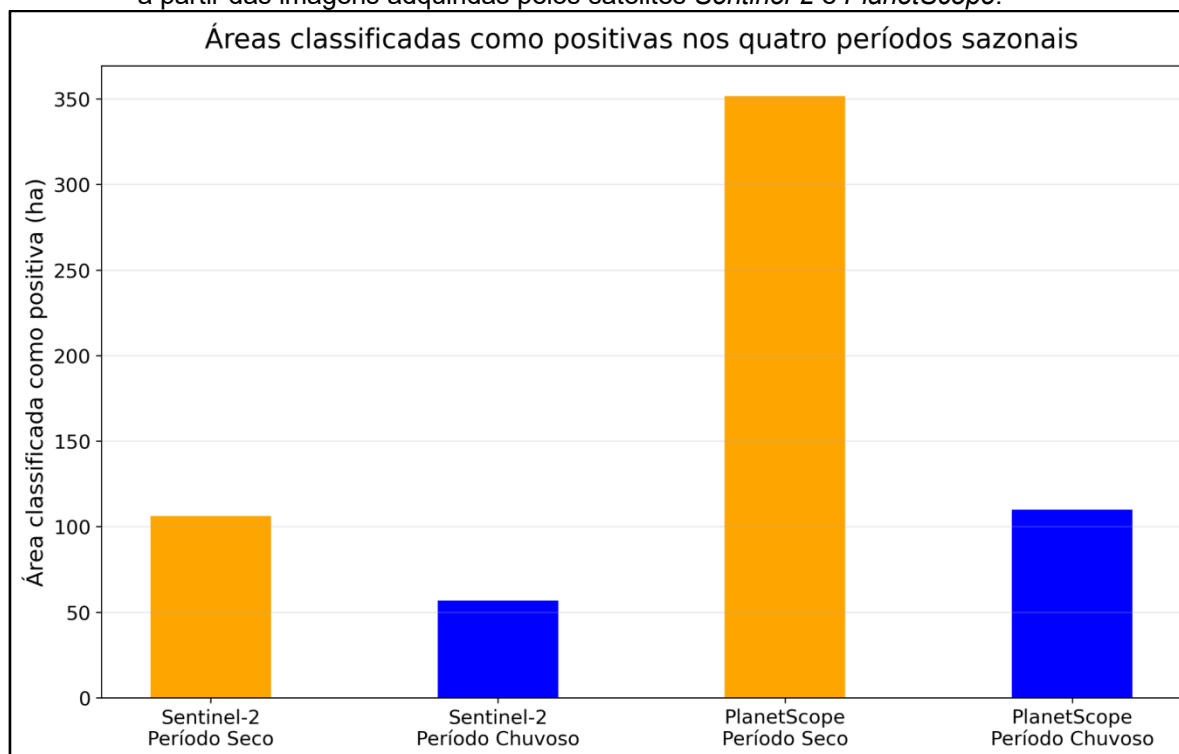
espectral e menor detalhamento espacial. A presença da banda SWIR1, que teve papel relevante na classificação sazonal do sensor, contribui para distinguir vegetação verde, vegetação seca e superfícies expostas, uma vez que essa região espectral é sensível ao teor de água e à condição da cobertura do solo e dos resíduos vegetais (Daughtry *et al.*, 2005; Guerschman *et al.*, 2009). Essa vantagem espectral pode ter ajudado a conter parte da confusão temática no cenário seco, tornando a classificação mais conservadora. Por outro lado, a resolução espacial mais grossa do *Sentinel-2* favorece a formação de pixels mistos e pode diluir feições erosivas estreitas, bordas e áreas parcialmente vegetadas, aumentando a omissão da classe positiva.

No *PlanetScope*, por sua vez, a resolução espacial mais fina favoreceu o registro de pequenas rupturas, bordas de feições e áreas expostas, ampliando a sensibilidade do modelo e a extensão mapeada como positiva, sobretudo no período seco. Esse ganho de detalhe, porém, veio acompanhado de maior suscetibilidade à comissão em uma paisagem espectralmente mais ambígua, marcada por pastagem seca, vegetação senescente e outras superfícies expostas. Esse comportamento é compatível com a literatura sobre resposta espectral de superfícies secas e vegetação não fotossintética, que aponta redução da separabilidade entre solo exposto, material senescente e cobertura vegetal seca em condições de menor vigor vegetativo (Daughtry *et al.*, 2005; Guerschman *et al.*, 2009). No caso do *PlanetScope*, essa condição tende a ser reforçada pela ausência de bandas no SWIR, ao passo que o *Sentinel-2* dispõe de bandas *red-edge* e SWIR úteis para captar variações associadas à umidade superficial e à exposição do solo (Claverie *et al.*, 2018; Liu *et al.*, 2021).

A interpretação de AG e Kappa também deve ser feita com cautela. Embora elevados nos quatro cenários, esses indicadores sintetizam o desempenho global da classificação e não expressam, isoladamente, a capacidade do modelo de recuperar a classe positiva. Por essa razão, a leitura conjunta com AU, AP e *F1-score* é mais adequada para qualificar o comportamento da classe de interesse, especialmente quando há diferenças relevantes entre omissão e comissão, como observado no período seco do *Sentinel-2* (Congalton; Green, 2009; Olofsson *et al.*, 2014; Powers, 2011). Em conjunto, os resultados quantitativos, a análise visual e a síntese apresentada na Figura 26 convergem ao indicar que, no período seco, o *Sentinel-2* foi mais conservador e mais omissivo, enquanto o *PlanetScope* foi mais sensível e

mais expansivo na representação das áreas com evidências de erosão hídrica do solo.

Figura 26 - Comparação entre as áreas classificadas como positivas nos quatro cenários sazonais, a partir das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*.



Fonte: Elaboração da autora.

3.2 Dinâmica das áreas com evidências de feições erosivas entre 2021 e 2025

Esta seção atende diretamente ao objetivo específico ii, ao analisar a evolução temporal das áreas detectadas entre 2021 e 2025, e ao objetivo específico iii, ao comparar o comportamento dos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* na detecção, no mapeamento e no monitoramento das áreas com evidências de erosão hídrica do solo. Em ambos os casos, a série temporal foi construída apenas com imagens do período chuvoso, em razão do melhor desempenho observado nessa condição na etapa sazonal.

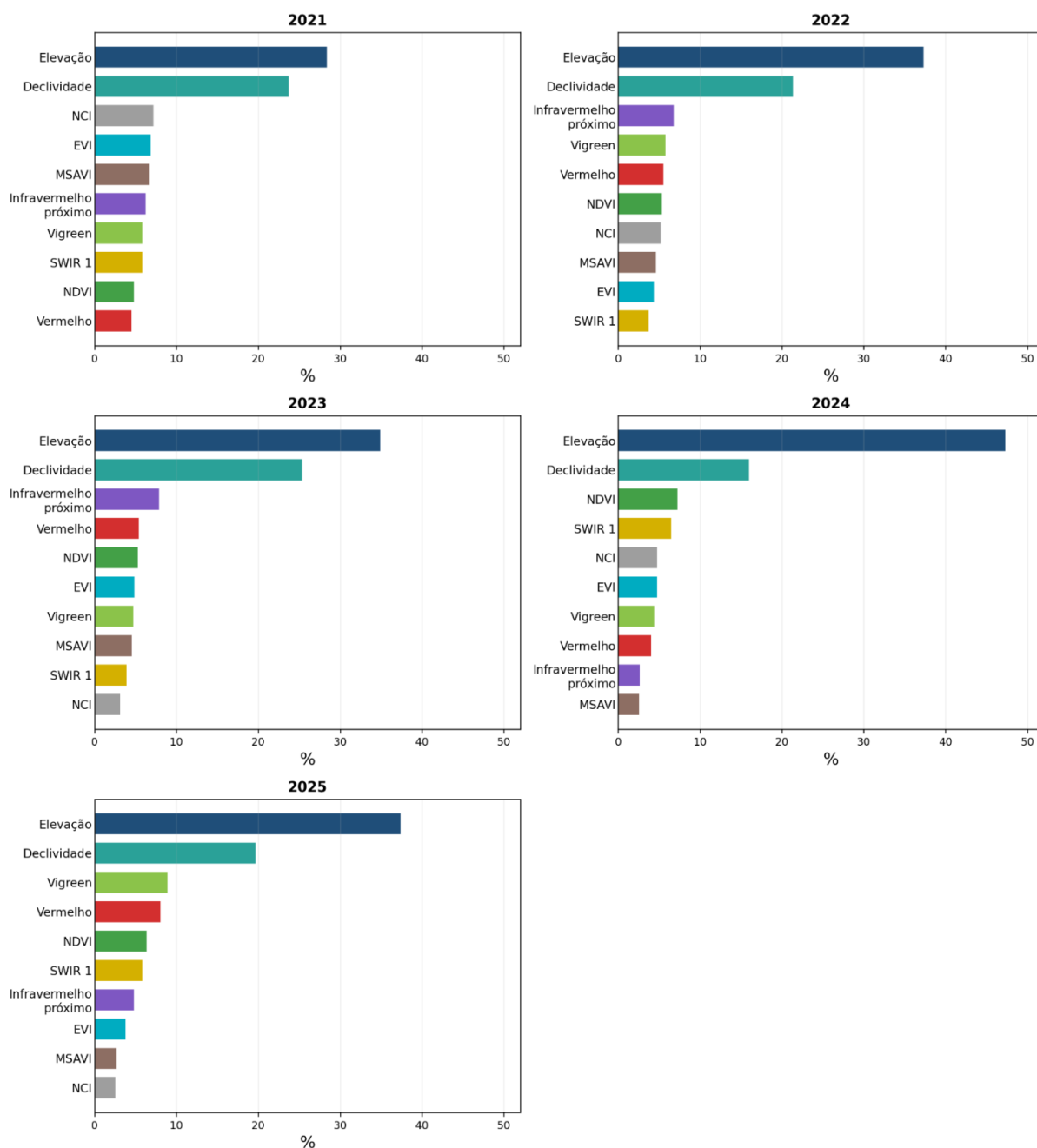
3.2.1. Importância das variáveis na classificação (Índice Gini)

Complementarmente, a análise da importância das variáveis, estimada pela redução média da impureza de Gini, indicou recorrência das variáveis topográficas entre as mais influentes ao longo da série temporal, em especial elevação e declividade. No RF, o índice de Gini é usado para avaliar o quanto cada variável contribui para separar as classes nos nós das árvores. Assim, variáveis que distinguem com maior eficiência a classe positiva das demais tendem a apresentar maior importância no modelo (Breiman, 2001). Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelos dois sensores, a recorrência de elevação e declividade sugere que a posição topográfica e a inclinação do terreno exerceram papel estrutural na distinção das áreas classificadas como positivas ao longo de toda a série, o que é coerente com o papel do relevo na concentração do escoamento e na distribuição dos compartimentos mais suscetíveis à erosão hídrica do solo (Coelho Netto, 2003; Fullen; Catt, 2004). A distribuição anual da importância relativa das variáveis para os modelos aplicados às imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* é apresentada, respectivamente, nas Figuras 27 e 28.

Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, essa contribuição topográfica foi acompanhada pela relevância de variáveis espectrais como a banda SWIR1 e índices derivados do visível e do infravermelho próximo, o que reforça a utilidade da resolução espectral mais rica do sensor para distinguir vegetação verde, vegetação seca e superfícies expostas. Nos resultados gerados com as imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, por sua vez, após as variáveis topográficas destacaram-se NDVI, banda do infravermelho próximo e borda do vermelho, padrão compatível com a maior sensibilidade desse sensor às diferenças espaciais da cobertura superficial.

Figura 27 - Importância relativa das variáveis no índice Gini para os modelos anuais de classificação aplicados às imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, no período de 2021 a 2025.

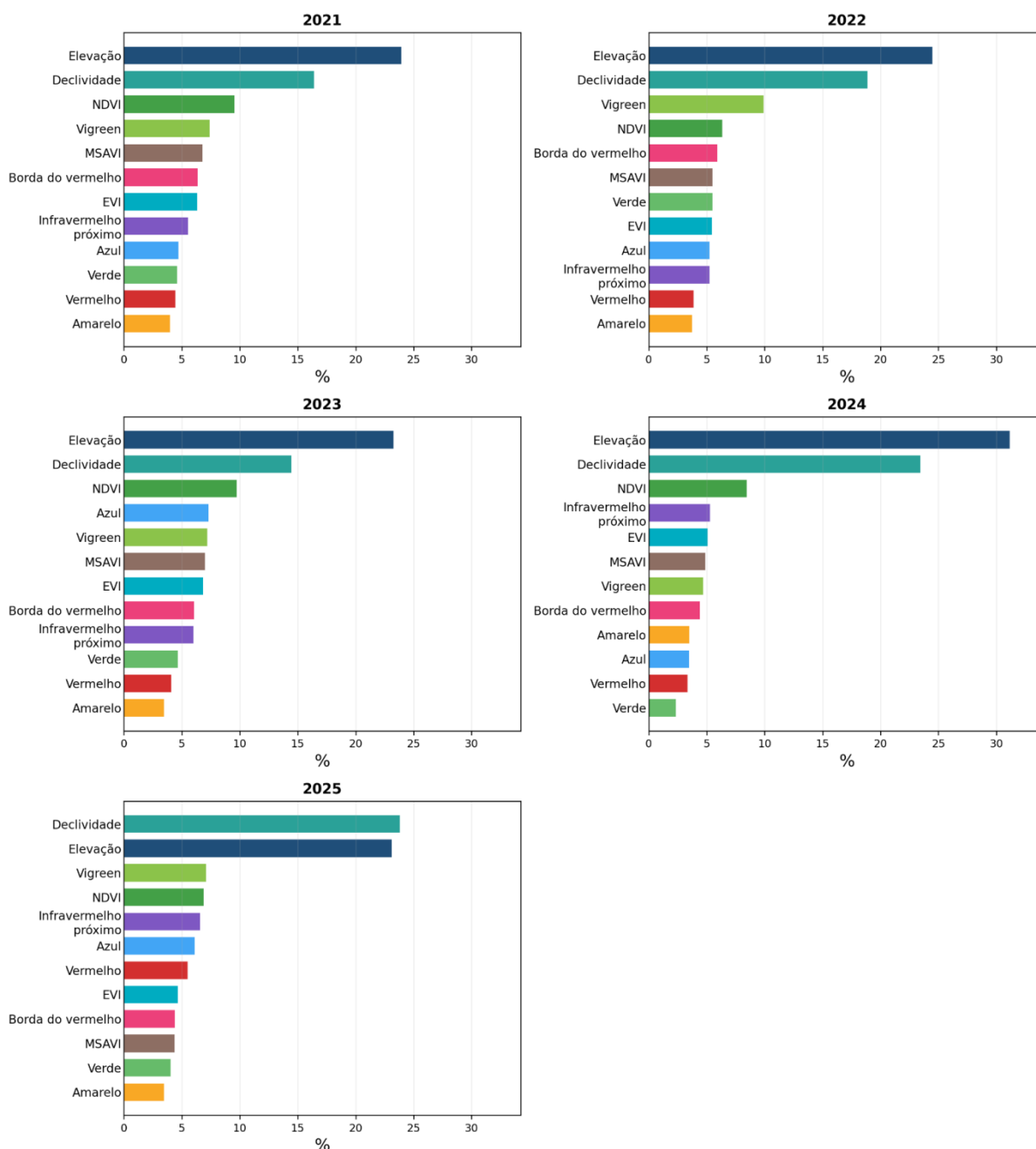
Importância relativa das variáveis (índice Gini) - Sentinel-2



Fonte: autora.

Figura 28 - Importância relativa das variáveis no índice Gini para os modelos anuais de classificação aplicados às imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, no período de 2021 a 2025.

Importância relativa das variáveis (índice Gini) - PlanetScope



Fonte: autora.

Em conjunto, esses resultados mostram que a classificação multitemporal não dependeu apenas da resposta espectral anual das imagens, mas de uma interação persistente entre relevo e cobertura do solo, o que contribui para explicar a estabilidade do desempenho anual observada na Tabela 7 e a coerência dos produtos derivados da série temporal.

Tabela 7 - Métricas de acurácia dos resultados da classificação das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* e processadas pelo *Random Forest*, para a classe positiva (áreas com evidência de erosão hídrica), no período de 2021 a 2025.

Sensor	Métrica	2021	2022	2023	2024	2025
Sentinel-2	AG	0,959	0,972	0,967	0,984	0,960
	Kappa	0,863	0,905	0,890	0,948	0,869
	AU	0,933	0,975	0,926	0,988	0,914
	AP	0,846	0,874	0,896	0,929	0,874
	F1-score	0,888	0,922	0,911	0,958	0,893
PlanetScope	AG	0,951	0,944	0,961	0,966	0,948
	Kappa	0,884	0,868	0,905	0,919	0,878
	AU	0,952	0,924	0,947	0,966	0,931
	AP	0,888	0,894	0,918	0,922	0,900
	F1-score	0,919	0,909	0,932	0,944	0,915

Legenda: AG = acurácia global; Kappa = coeficiente de concordância; AU = acurácia do usuário; AP = acurácia do produtor; F1-score = média harmônica entre AU e AP. Os valores de AU, AP e F1-score referem-se à classe positiva, correspondente às áreas com evidências de feições erosivas.

Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, essa contribuição topográfica foi acompanhada pela relevância de variáveis espectrais como a banda SWIR1 e índices derivados do visível e do infravermelho próximo, o que reforça a utilidade da resolução espectral mais rica do sensor para distinguir vegetação verde, vegetação seca e superfícies expostas. Nos resultados gerados com as imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, por sua vez, após as variáveis topográficas destacaram-se NDVI, banda do infravermelho próximo e borda do vermelho, padrão compatível com a maior sensibilidade desse sensor às diferenças espaciais da cobertura superficial. Em conjunto, esses resultados mostram que a classificação multitemporal não dependeu apenas da resposta espectral anual das imagens, mas de uma interação persistente entre relevo e cobertura do solo, o que contribui para explicar a estabilidade do desempenho anual observada na Tabela 7 e a coerência dos produtos derivados da série temporal.

3.2.2 Produtos gerados na classificação multitemporal com imagens dos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* (2021–2025)

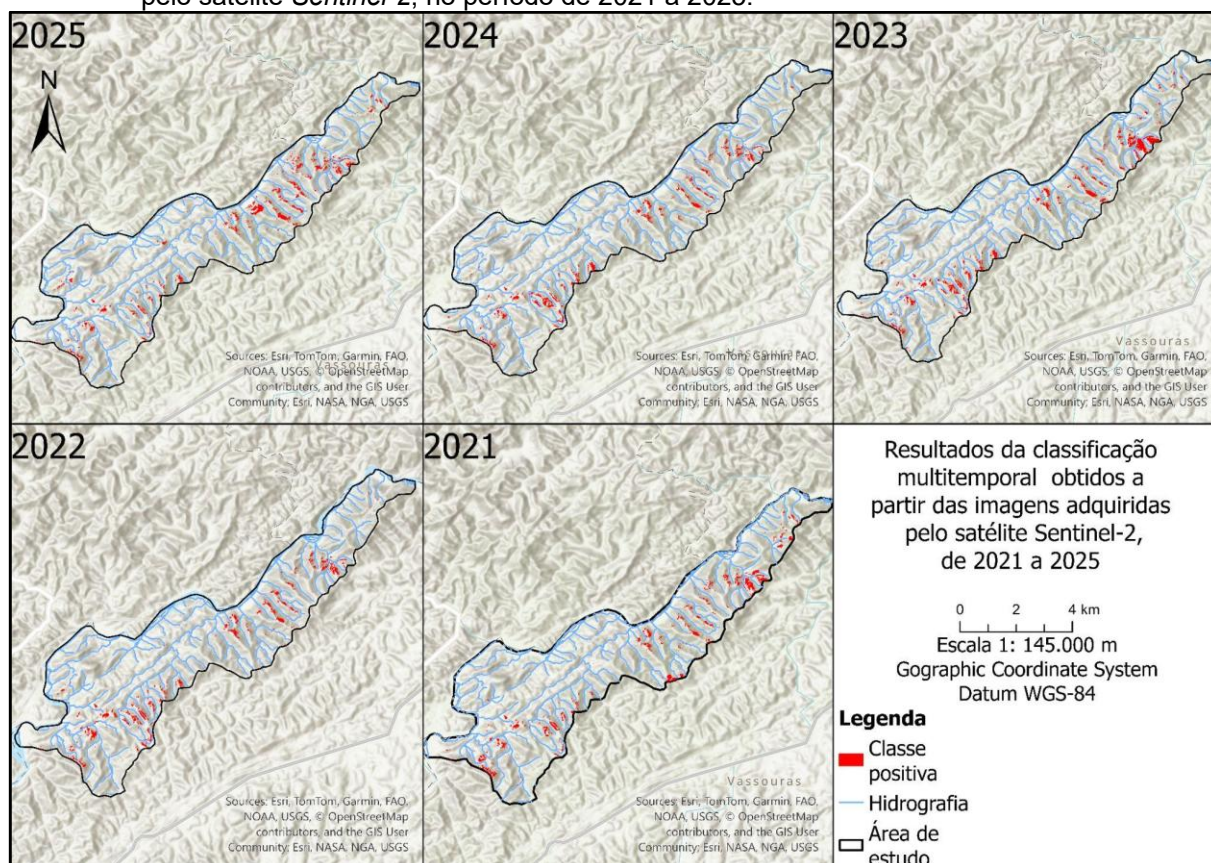
A classificação multitemporal gerou, para os dois sensores, um conjunto de cinco produtos derivados da comparação pós-classificação dos mapas anuais: i) mapas binários anuais, que representam, para cada ano da série, a distribuição espacial da classe positiva, correspondente às áreas com evidências de erosão hídrica do solo, e da classe negativa, referente às demais áreas do recorte analisado; ii) codificação multitemporal, obtida pela sobreposição pixel a pixel dos cinco mapas anuais, de modo que cada pixel recebeu um código correspondente à sua sequência de presença e ausência ao longo do período, funcionando como um identificador de trajetória temporal; iii) mapas de persistência, que expressam a duração consecutiva da ocorrência da classe positiva; iv) mapas de tendência, que sintetizam a trajetória entre 2021 e 2025, distinguindo áreas sem ocorrência da classe positiva ao longo de toda a série, áreas com aumento, diminuição, estabilidade ou ocorrência intermitente; e v) matrizes de transição entre anos consecutivos, que quantificam, em área, as mudanças entre pares anuais sucessivos, discriminando permanências e conversões entre as classes negativa e positiva. No *Sentinel-2*, foram utilizadas as cenas de 18/01/2021, 04/03/2022, 24/03/2023, 12/02/2024 e 16/02/2025. No *PlanetScope*, a série foi composta pelas cenas de 12/03/2021, 18/03/2022, 21/03/2023, 17/03/2024 e 05/02/2025. Essa padronização permitiu comparar a dinâmica anual da classe positiva com base em produtos derivados da mesma lógica de pós-classificação.

Os resultados anuais da classificação multitemporal obtidos a partir das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* são apresentados, respectivamente, nas Figuras 29 e 30. Esses mapas permitem observar a distribuição espacial da classe positiva em cada ano da série e servem de base para os produtos derivados de persistência, tendência e transições anuais.

A comparação visual das Figuras 29 e 30 indica que os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* apresentaram maior detalhamento espacial e maior extensão da classe positiva ao longo de toda a série, enquanto os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* mostraram padrão mais restrito e generalizado. Em ambos os sensores,

observa-se variação interanual da distribuição espacial da classe positiva, com maior expressão em 2023 e retração nos anos subsequentes, padrão posteriormente confirmado pelos indicadores quantitativos da dinâmica temporal.

Figura 29 - Resultados anuais da classificação multitemporal obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, no período de 2021 a 2025.

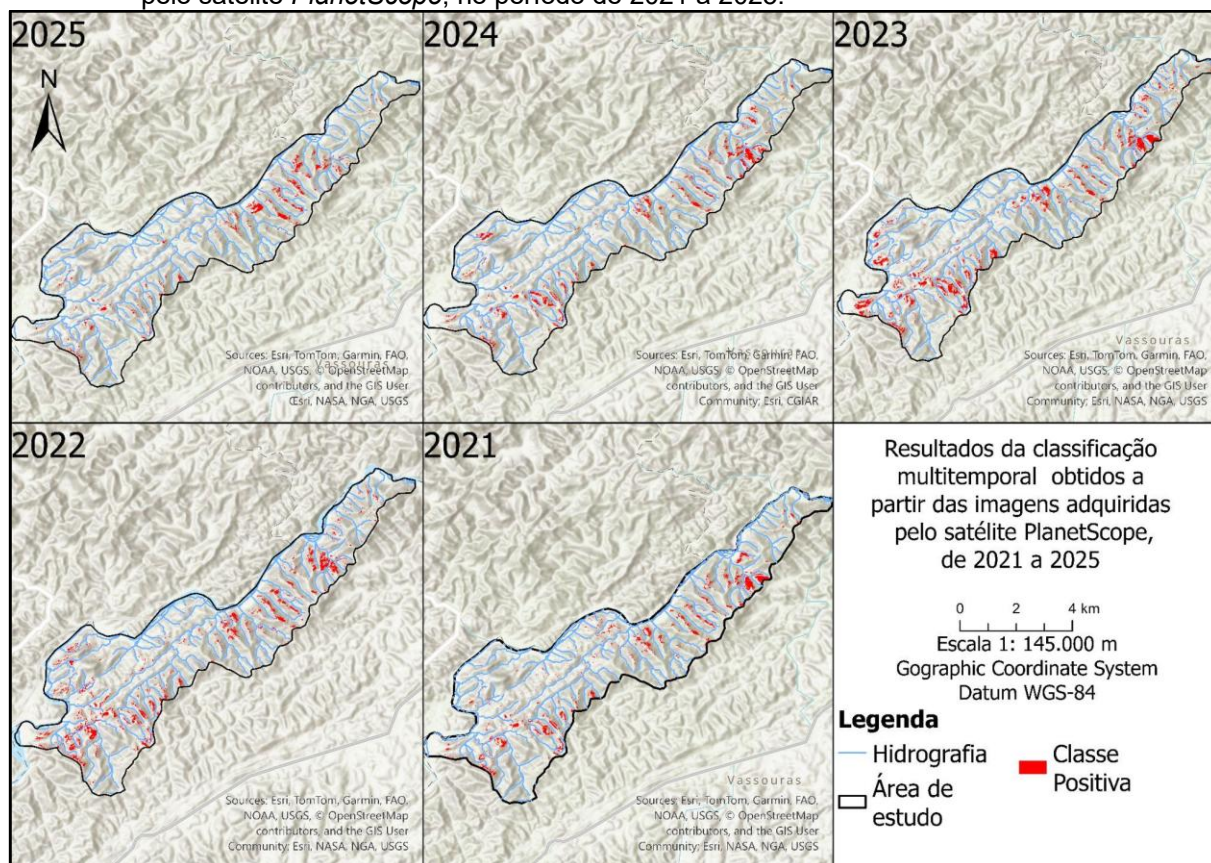


Legenda: A classe positiva corresponde às áreas com evidências de erosão hídrica do solo identificadas na classificação binária anual. A hidrografia e o limite da área de estudo são apresentados para referência espacial. Sistema de coordenadas geográficas, datum WGS-84.

As classificações anuais apresentaram desempenho estável ao longo da série temporal para ambos os sensores, conforme apresentado na Tabela 7. No *Sentinel-2*, a acurácia global variou de 0,959 em 2021 a 0,984 em 2024, com coeficiente Kappa entre 0,863 e 0,948. No *PlanetScope*, a acurácia global variou de 0,944 em 2022 a 0,966 em 2024, com Kappa entre 0,868 e 0,919. Em ambos os sensores, 2024 concentrou os melhores resultados de validação. Além disso, a análise da importância das variáveis mostrou recorrência das variáveis topográficas entre as mais influentes, em especial elevação e declividade, indicando que a posição topográfica teve papel relevante na discriminação das áreas classificadas como positivas ao longo de toda a série. Esses resultados sustentam a análise da

dinâmica multitemporal com base em classificações anuais comparáveis e conferem consistência aos padrões observados nas etapas seguintes.

Figura 30 - Resultados anuais da classificação multitemporal obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, no período de 2021 a 2025.



Legenda: A classe positiva corresponde às áreas com evidências de erosão hídrica do solo identificadas na classificação binária anual. A hidrografia e o limite da área de estudo são apresentados para referência espacial. Sistema de coordenadas geográficas, datum WGS-84.

3.2.3 Evolução temporal da área classificada como positiva

A evolução temporal da área classificada como positiva é apresentada na Tabela 8 e sintetizada na Figura 26. Nos resultados gerados com as imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, a área positiva foi de 57,83 ha em 2021, 48,04 ha em 2022, 71,75 ha em 2023, 47,02 ha em 2024 e 56,45 ha em 2025. Nos resultados gerados com as imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*, os valores foram 134,27 ha em 2021, 178,46 ha em 2022, 190,19 ha em 2023, 119,76 ha em 2024 e 87,69 ha em 2025. Em ambos os casos, observou-se aumento da área positiva até

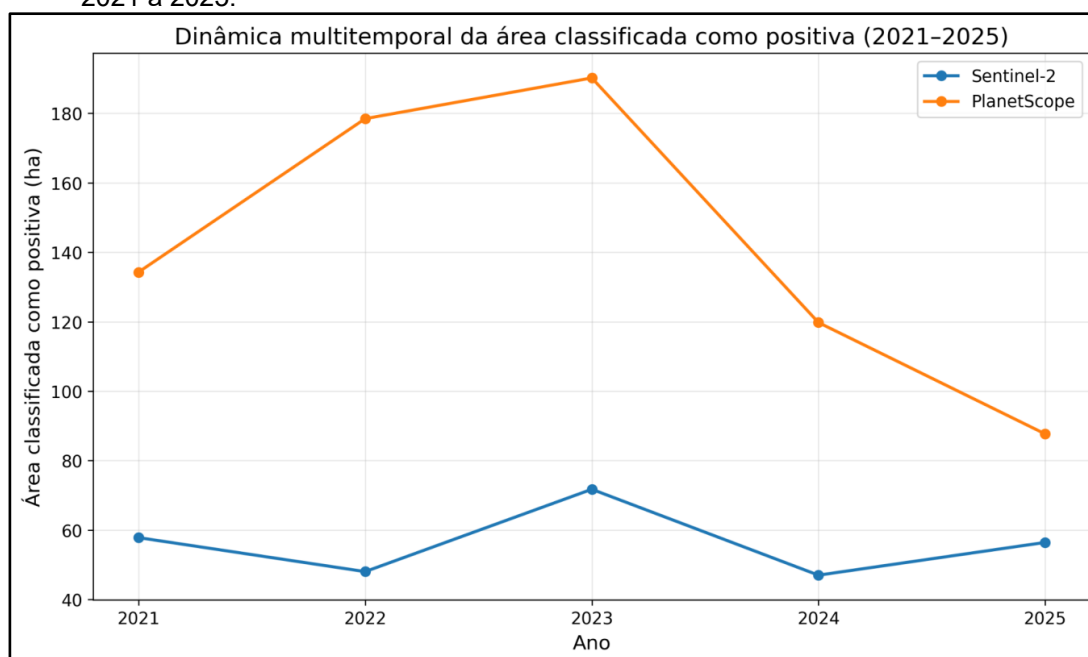
2023, seguido por retração nos anos posteriores, embora com magnitudes distintas. Conforme mostrado na Figura 31, o pico da série ocorreu em 2023 para os dois sensores.

Esse comportamento indica que a dinâmica multitemporal foi semelhante nos dois sensores em termos de tendência geral, com aumento até 2023 e retração posterior, mas distinta em magnitude. Os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* mostraram maior sensibilidade para registrar variações espaciais da classe positiva, enquanto os obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* apresentaram resposta mais conservadora, com áreas mais restritas ao longo de toda a série.

Tabela 8 - Área anual classificada como áreas com evidência de erosão hídrica obtida a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* e processadas pelo *Random Forest*, no período de 2021 a 2025.

Ano	Resultados com imagens <i>Sentinel-2</i> (ha)	Resultados com imagens <i>PlanetScope</i> (ha)
2021	57,83	134,27
2022	48,04	178,46
2023	71,75	190,19
2024	47,02	119,76
2025	56,45	87,69

Figura 31 - Síntese gráfica da dinâmica multitemporal da área classificada como positiva, obtida a partir das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*, no período de 2021 a 2025.



Legenda: A classe positiva corresponde às áreas com evidências de erosão hídrica do solo identificadas na classificação anual com base nas imagens do período chuvoso (novembro a março).

A Figura 31 evidencia que os dois sensores apresentaram comportamento temporal semelhante em termos de tendência geral, com aumento da área classificada como positiva até 2023 e retração nos anos posteriores. Ao mesmo tempo, o gráfico mostra que os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* mantiveram áreas positivas mais extensas em todos os anos da série e maior amplitude de variação temporal, enquanto os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* apresentaram resposta mais restrita e estável.

3.2.4 Persistência, tendência e transições temporais: resultados e discussão

A análise da persistência mostrou predomínio de ocorrências de curta duração em ambos os sensores, conforme apresentado na Tabela 9.

Tabela 9 - Área por classe de persistência da classe positiva (áreas com evidência de erosão hídrica) obtida a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* e processadas pelo *Random Forest*, no período de 2021 a 2025.

Classe de persistência	Resultados com imagens <i>Sentinel-2</i> (ha)	Resultados com imagens <i>PlanetScope</i> (ha)
P0	2391,55	2197,39
P1	65,57	197,17
P2	19,57	69,15
P3	12,66	35,57
P4	11,02	28,66

Legenda: As classes de persistência indicam a duração consecutiva da ocorrência da classe positiva ao longo da série 2021–2025. P0 = ausência de ocorrência em todos os anos da série; P1 = ocorrência em 1 ano; P2 = ocorrência em 2 anos consecutivos; P3 = ocorrência em 3 anos consecutivos; P4 = ocorrência em 4 anos consecutivos; P5 = ocorrência em 5 anos consecutivos. Ocorrências separadas por pelo menos um ano sem presença da classe positiva não aumentam a persistência além do comprimento máximo do trecho consecutivo.

Para os resultados do processamento das imagens do *Sentinel-2*, a persistência em um ano consecutivo totalizou 65,57 ha, seguida pela persistência em dois anos consecutivos, com 19,57 ha, em três anos consecutivos, com 12,66 ha, em quatro anos consecutivos, com 11,02 ha, e em cinco anos consecutivos, com 18,87 ha. Para os resultados do processamento das imagens do *PlanetScope*, os valores foram mais elevados em todas as classes positivas de persistência, com 197,17 ha na persistência em um ano consecutivo, 69,15 ha em dois anos

consecutivos, 35,57 ha em três anos consecutivos, 28,66 ha em quatro anos consecutivos e 30,58 ha em cinco anos consecutivos. Em termos proporcionais, a persistência em um ano consecutivo representou 51,35% da área positiva acumulada nos resultados obtidos com imagens do Sentinel-2 e 54,60% para as do *PlanetScope*. Esses resultados indicam que predominam áreas de permanência curta, enquanto áreas com continuidade temporal mais longa ocorreram em menor extensão ao longo da série analisada.

O predomínio da persistência em um ano consecutivo sugere que grande parte da classe positiva correspondeu a ocorrências espacialmente descontínuas ou de expressão superficial variável, e não a áreas continuamente mantidas ao longo de toda a série. Esse padrão foi semelhante nos dois sensores, embora com magnitudes mais elevadas no *PlanetScope*, o que reforça a maior sensibilidade espacial desse sensor para registrar a variabilidade da classe positiva.

A síntese por classes de tendência temporal também evidenciou predomínio da classe diminuição nos dois sensores, como mostrado na Tabela 10.

Tabela 10 - Áreas por classe de tendência obtidas a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* e processadas pelo *Random Forest*, no período de 2021 a 2025.

Classe de Tendência	Interpretação	Imagens <i>Sentinel-2</i> (ha)	Imagens <i>PlanetScope</i> (ha)
0	Ausente ao longo da série	2431,43	2197,39
1	Aumento	37,84	57,11
2	Diminuição	71,52	273,44
3	Estável	18,99	30,58
4	Intermitente	0,00	0,00

Legenda: As classes de tendência sintetizam a trajetória temporal da classe positiva entre 2021 e 2025. Classe 0 = ausência de ocorrência ao longo de toda a série; Classe 1 = aumento, quando a área se apresenta como positiva no final da série após ausência no início; Classe 2 = diminuição, quando a área era positiva no início da série e deixa de ser positiva no final; Classe 3 = estável, quando a área permanece positiva do início ao final da série; Classe 4 = intermediária ou intermitente, quando há alternância de presença e ausência da classe positiva sem configuração de aumento, diminuição ou estabilidade. Os valores estão expressos em hectares.

No *Sentinel-2*, a classe de diminuição correspondeu a 71,52 ha, seguida por 37,84 ha na classe de aumento e 18,99 ha na classe estável. No *PlanetScope*, a classe de diminuição totalizou 273,44 ha, seguida por 57,11 ha na classe de aumento e 30,58 ha na classe estável. A classe intermediária não apresentou área

no produto final de nenhum dos sensores. Em termos relativos, a classe de diminuição respondeu por 55,72% da área positiva no *Sentinel-2* e por 75,72% no *PlanetScope*. Esse comportamento indica que, ao final da série, foi mais frequente a identificação de áreas que deixaram de ser classificadas como positivas do que de áreas que passaram a apresentar classe positiva apenas no último ano.

As matrizes de transição entre anos consecutivos detalham essa dinâmica, conforme sintetizado na Tabela 11.

Tabela 11 - Síntese das transições interanuais da classe positiva (áreas com evidência de erosão hídrica) obtidas a partir da classificação das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* e processadas pelo *Random Forest*, no período de 2021 a 2025.

Intervalo	Sensor	de 0 para 1= ganho (ha)	de 1 para 0= perda (ha)	de 1 para 1= permanência (ha)
2021 a 2022	<i>Sentinel-2</i>	20,00	30,46	27,97
2022 a 2023	<i>Sentinel-2</i>	34,32	10,06	37,92
2023 a 2024	<i>Sentinel-2</i>	9,15	33,96	38,28
2024 a 2025	<i>Sentinel-2</i>	28,24	18,84	28,59
2021 a 2022	<i>PlanetScope</i>	101,08	56,95	77,31
2022 a 2023	<i>PlanetScope</i>	92,55	80,93	97,54
2023 a 2024	<i>PlanetScope</i>	35,55	105,88	84,21
2024 a 2025	<i>PlanetScope</i>	43,46	75,51	44,23

Legenda: As transições expressam as mudanças de classe entre pares de anos consecutivos. A transição de 0 para 1 indica ganho da classe positiva, isto é, áreas anteriormente classificadas como negativas e que passaram a ser classificadas como positivas no ano seguinte. A transição de 1 para 0 indica perda da classe positiva, ou seja, áreas anteriormente positivas que passaram a ser classificadas como negativas. A transição de 1 para 1 indica permanência da classe positiva entre os dois anos comparados. Os valores estão expressos em hectares.

No *Sentinel-2*, observou-se perda líquida entre 2021 e 2022 e entre 2023 e 2024, quando as transições de área positiva para negativa superaram as transições de área negativa para positiva, e ganho líquido entre 2022 e 2023 e entre 2024 e 2025. No *PlanetScope*, houve expansão entre 2021 e 2022 e entre 2022 e 2023, seguida por retração entre 2023 e 2024 e entre 2024 e 2025. Entre 2022 e 2023, por exemplo, o *PlanetScope* registrou 92,55 ha de ganho e 80,93 ha de perda, ao passo que, entre 2023 e 2024, os valores passaram a 35,55 ha de ganho e 105,88 ha de perda. No *Sentinel-2*, o maior ganho ocorreu entre 2022 e 2023, com 34,32 ha de conversão de áreas antes classificadas como negativas para positivas, enquanto a maior perda foi observada entre 2023 e 2024, com 33,96 ha de conversão de áreas antes classificadas como positivas para negativas. Em conjunto, essas transições

confirmam que a dinâmica entre 2021 e 2025 não foi monotônica, mas marcada por alternância entre expansão e retração da classe positiva.

As transições mostram que a série não evoluiu de forma linear, mas por ciclos de avanço e retração da classe positiva, com respostas mais amplificadas nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope*. Isso é coerente com a maior sensibilidade espacial desse sensor para registrar pequenas variações na distribuição das áreas classificadas como positivas.

3.2.5 Síntese interpretativa da dinâmica multitemporal

Em conjunto, os resultados mostram que a classe positiva apresentou padrão temporal semelhante nos dois sensores em termos de tendência geral, mas diferente em magnitude, detalhamento e sensibilidade às variações espaciais. O *PlanetScope* mapeou áreas positivas mais extensas em todos os anos da série, apresentou maiores valores nas classes positivas de persistência e registrou transições com maior amplitude, o que indica maior sensibilidade para captar a variabilidade espacial da classe positiva. O *Sentinel-2*, por sua vez, delimitou áreas mais restritas, concentradas nos núcleos mais evidentes e recorrentes. Essa diferença é coerente com os distintos potenciais de representação espacial dos sensores, leitura já reforçada pelos resultados obtidos.

Na análise da evolução temporal, o resultado da classificação feita a partir das imagens dos dois sensores apresentaram respostas distintas, embora ambas indiquem aumento em 2023 seguido de queda. A redução foi mais acentuada nos resultados obtidos com as imagens do *PlanetScope*, persistindo nos períodos subsequentes, enquanto nos resultados gerados com as imagens do *Sentinel-2* foi mais discreta e acompanhada de leve aumento após 2023. Esse comportamento não deve ser interpretado diretamente como retração geomorfológica das feições erosivas, pois a classe positiva, com evidências de erosão hídrica, pode ter sua detecção afetada por variações temporais de cobertura vegetal, umidade superficial, sombras e pela própria resolução espacial dos sensores. Portanto, a queda aparente e a predominância de tendências de diminuição refletem a interação entre mudanças

na superfície e oscilações na visibilidade espectral da classe positiva ao longo do período analisado.

Do ponto de vista da distribuição espacial, a recorrência das áreas classificadas como positivas em vertentes e segmentos de cabeceira é coerente com as características físicas da área de estudo, marcada por relevo dissecado, conectividade entre vertentes, cabeceiras e rede de drenagem, ocorrência de Argissolo Vermelho e Argissolo Vermelho-Amarelo e predomínio de uso pastoril. Nesse contexto, a repetição das áreas positivas nesses compartimentos pode ser associada à concentração do escoamento e à maior suscetibilidade à incisão linear. Essa leitura também dialoga com o quadro de suscetibilidade e vulnerabilidade já identificado para o recorte analisado, embora os produtos de Ferraz *et al.* (2025) devam ser empregados como referência contextual, e não como validação local detalhada.

Esses resultados atendem ao objetivo específico ii, ao permitirem analisar a evolução das áreas detectadas entre 2021 e 2025, e ao objetivo específico iii, ao evidenciarem diferenças consistentes entre os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope* quanto à magnitude da área positiva, ao grau de detalhamento espacial e à sensibilidade para registrar a variabilidade interanual das áreas com evidências de erosão hídrica do solo.

3.3 Limitações e alcance interpretativo dos resultados

Os resultados desta etapa devem ser interpretados à luz de algumas limitações. Entre elas, destaca-se a ausência de validação de campo independente, o que restringe a verificação direta das áreas classificadas como positivas em escala local. Soma-se a isso o fato de que, no conjunto de dados empregado, as imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* constituíram a referência visual de maior detalhamento espacial disponível. Assim, embora tenham sido adequadas para a apreciação dos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2*, no caso das classificações geradas com o próprio *PlanetScope* essa comparação não corresponde a validação independente por imagem de resolução superior, devendo ser entendida como verificação de coerência espacial.

Também devem ser consideradas as restrições inerentes à resolução espacial dos sensores e ao pós-processamento adotado. Os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* tendem a representar de modo mais sintético os padrões espaciais mais amplos, enquanto os obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* permitem maior detalhamento, mas ainda assim não asseguram delimitação geométrica fina das feições erosivas. Além disso, não foram aplicados filtros para eliminação de ruído na classificação, e não foi possível incorporar, de forma sistemática, máscaras viárias, em razão da incompletude e do deslocamento dos dados públicos disponíveis em relação às imagens. Por esse motivo, os produtos gerados nesta tese devem ser compreendidos como mapeamentos de áreas com evidências de erosão hídrica do solo, e não como delimitações geométricas exatas de cada feição erosiva individual.

CONCLUSÃO

Esta tese teve como objetivo geral propor uma metodologia baseada em Sensoriamento Remoto e Inteligência Artificial para o mapeamento e o monitoramento de áreas com evidências de erosão hídrica do solo. Os resultados obtidos permitem concluir que esse objetivo foi alcançado, uma vez que a metodologia desenvolvida possibilitou identificar, espacializar e acompanhar essas áreas na área de estudo, por meio da integração de imagens orbitais, variáveis espectrais e topográficas, índices de vegetação e classificação supervisionada com o algoritmo *Random Forest* em ambiente *Google Earth Engine*.

Em relação ao primeiro objetivo específico, que consistiu em comparar sazonalmente os resultados de classificação obtidos para os períodos chuvoso e seco, conclui-se que a sazonalidade influenciou a detectabilidade, a extensão e a distribuição das áreas classificadas como positivas. Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*, o período chuvoso apresentou melhor desempenho, com maior equilíbrio entre erros de omissão e de comissão e maior coerência entre os produtos classificados e os padrões observáveis nas imagens de referência. O período seco, por sua vez, apresentou maior confusão espectral entre áreas com evidências de erosão hídrica do solo e outros alvos da paisagem.

Quanto ao segundo objetivo específico, que consistiu em analisar a evolução das áreas detectadas por meio de séries temporais de imagens dos satélites *Sentinel-2* e *PlanetScope*, avaliando a dinâmica da erosão hídrica do solo ao longo de cinco anos, conclui-se que a abordagem multitemporal permitiu reconhecer a variabilidade espacial e temporal da classe positiva. Nos resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelos dois sensores, verificou-se aumento da área classificada como positiva até 2023, seguido de retração nos anos posteriores, embora com magnitudes distintas entre os sensores. Também se observou predomínio de ocorrências de curta duração e maior participação da classe de tendência que indica diminuição das áreas classificadas como positivas, o que indica que a metodologia foi capaz de registrar permanências e mudanças na distribuição das áreas com evidências de erosão hídrica do solo ao longo da série temporal.

Em relação ao terceiro objetivo específico, que consistiu em comparar o desempenho de imagens de satélite de diferentes resoluções espaciais na detecção, no mapeamento e no monitoramento da erosão hídrica do solo, conclui-se que os sensores analisados apresentaram respostas distintas e complementares. Os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *PlanetScope* mostraram maior detalhamento espacial, maior sensibilidade à variabilidade das áreas classificadas como positivas e maior extensão mapeada. Os resultados obtidos a partir das imagens adquiridas pelo satélite *Sentinel-2* apresentaram padrão mais generalizado e mais conservador, com menor detalhamento espacial, mas com vantagem operacional associada ao acesso sem custo e ao potencial de aplicação em análises de maior abrangência espacial.

Dessa forma, conclui-se que a tese cumpriu seu propósito ao demonstrar a viabilidade de uma metodologia baseada em Sensoriamento Remoto e Inteligência Artificial para o mapeamento e o monitoramento de áreas com evidências de erosão hídrica do solo. Ao reunir análise sazonal, abordagem multitemporal e comparação entre resultados obtidos a partir de imagens de sensores com diferentes resoluções espaciais, o estudo demonstrou que a integração entre dados orbitais e aprendizado de máquina pode apoiar investigações ambientais e ações de gestão territorial voltadas ao acompanhamento da degradação do solo.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A metodologia proposta apresentou desempenho satisfatório para a identificação e o acompanhamento de áreas com evidências de erosão hídrica do solo em escala de microbacia, constituindo um procedimento passível de replicação em contextos semelhantes. Sua aplicação mostrou que a integração entre dados orbitais, variáveis derivadas do relevo e classificação supervisionada em ambiente de computação em nuvem pode contribuir para a produção de informações espacializadas úteis ao diagnóstico e ao monitoramento ambiental.

Os resultados também indicam que a metodologia possui potencial de aplicação em ações de planejamento e gestão territorial, especialmente em contextos que demandam reconhecimento preliminar de áreas prioritárias para vistoria, monitoramento sistemático ou definição de intervenções. Nesse sentido, sua principal contribuição não está na restituição geométrica precisa de cada feição erosiva, mas na geração de subsídios para o reconhecimento, a triagem espacial e o acompanhamento de áreas com maior probabilidade de ocorrência do processo.

Além disso, a estrutura metodológica desenvolvida pode ser adaptada para outras áreas de estudo, desde que considerados os condicionantes ambientais locais, a disponibilidade de imagens e a necessidade de ajuste da base de treinamento. Esse aspecto amplia a possibilidade de uso da abordagem em estudos comparativos, em recortes espaciais distintos e em análises voltadas à priorização de áreas para manejo e conservação do solo.

Os resultados apresentados devem ser interpretados em consonância com as limitações metodológicas discutidas no capítulo de Materiais e Métodos desta tese. Ainda assim, essas restrições não invalidam os achados, mas delimitam o alcance da metodologia proposta, cuja principal contribuição está no apoio ao reconhecimento, à triagem espacial e ao monitoramento de áreas com evidências de erosão hídrica do solo.

SUGESTÃO PARA TRABALHOS FUTUROS

A continuidade desta pesquisa pode contribuir para o aprimoramento metodológico da abordagem proposta e para a ampliação de sua aplicabilidade em outros contextos espaciais. Entre as possibilidades de avanço, destaca-se o aperfeiçoamento da etapa de pós-classificação mediante a incorporação de filtros de pós-processamento e bases mais detalhadas sobre o sistema viário, uma vez que não foi possível utilizar uma “máscara” para exclusão de estradas, rodovias e ferrovias, da área classificada, em razão das limitações de escala dos dados públicos disponíveis. O uso de dados viários de maior detalhamento poderá contribuir para a redução de falsos positivos associados às vias terrestres, favorecendo maior precisão nos resultados.

Também se recomenda o desenvolvimento de estratégias voltadas ao aprimoramento da representação geométrica das feições erosivas, com maior precisão na delimitação de bordas e formas. Embora os resultados tenham se mostrado adequados para o reconhecimento espacial de áreas com evidências de erosão, ainda há margem para avanços na correspondência cartográfica mais fina entre os alvos classificados e a configuração observável das feições em campo. Nesse sentido, podem ser investigadas abordagens com diferentes classificadores, assim como procedimentos adicionais de validação apoiados por especialistas e observações de campo.

Outra possibilidade de desdobramento consiste na avaliação da transferibilidade da metodologia para outras sub-bacias e regiões com características ambientais distintas daquelas observadas na área de estudo. Esse tipo de aplicação poderá permitir a análise da necessidade de ajustes locais nos parâmetros de processamento e classificação, bem como a verificação do desempenho da abordagem em outros contextos geomorfológicos, pedológicos e de uso da terra.

Por fim, recomenda-se o aprofundamento de estudos voltados à consolidação de fluxos operacionais de monitoramento, com vistas à futura aplicação da metodologia em rotinas de apoio à gestão territorial e ambiental. Esse avanço poderá ampliar a utilidade prática dos resultados tanto para o acompanhamento de

áreas degradadas quanto para a priorização de ações de vistoria, prevenção e recuperação.

REFERÊNCIAS

- ALDWAIK, S. Z.; PONTIUS, R. G. Intensity analysis to unify measurements of size and stationarity of land changes by interval, category, and transition. *Landscape and Urban Planning*, v. 106, n. 1, p. 103-114, 2012.
- ALMEIDA, M. B. F. de. *Métodos de sensoriamento remoto orbital para o diagnóstico e monitoramento dos níveis de degradação de pastagens tropicais: uma contribuição ao plano de agricultura de baixa emissão de carbono*. 2022. 160 f. Tese (Doutorado em Meio Ambiente) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2022.
- ALMEIDA, M. B. F. *et al.* Detecção de feições erosivas em bacias hidrográficas por técnicas de sensoriamento remoto e classificação supervisionada com base em algoritmo de aprendizado de máquina. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 21., 2025, Salvador. *Anais...* Campinas: Galoá, 2025.
- ALVARES, C. A. *et al.* Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, v. 22, n. 6, p. 711-728, 2013.
- ALVES, J. C. *A FUSVE e a transformação de Vassouras/RJ: da economia cafeeira à cidade universitária*. 2025. 153 f. Tese (Doutorado em História) -- Universidade do Vale do Rio dos Sinos, São Leopoldo, 2025.
- AMATULLLI, G. *et al.* A suite of global, cross-scale topographic variables for environmental and biodiversity modeling. *Scientific Data*, v. 5, n. 1, art. 180040, 2018.
- AMATYA, P. *et al.* Multitemporal landslide inventory and susceptibility map for the Arun River Basin, Nepal. *Geoscience Data Journal*, v. 11, p. 669-679, 2024.
- ANA - AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. *Atlas da irrigação: uso da água na agricultura irrigada no Brasil*. Brasília: ANA, 2018.
- ANDRADE, A. G. de; FREITAS, P. L. de. Prevention of advancing degradation and recovery of degraded lands. In: VILELA, G. F. *et al.* (Ed.). *Life on land: contributions of Embrapa*. Brasília, DF: Embrapa, 2019. cap. 5, p. 61-70.
- ASSIS BRASIL, L. S. C. *et al.* Legados ecológicos e transição da paisagem no Médio Vale do rio Paraíba do Sul: do café ao cenário atual de pastagens. *Fronteiras -- Journal of Social, Technological and Environmental Science*, v. 7, n. 3, p. 78-99, 2018.
- AVELAR, A. S.; NETTO, A. L. C. Fraturas e desenvolvimento de unidades geomorfológicas côncavas no médio vale do rio Paraíba do Sul. *Revista Brasileira de Geociências*, v. 22, n. 2, p. 222-227, 1992.
- ALDIN, C. M.; CASELLA, V. M. Vegetative index intercalibration between PlanetScope and Sentinel-2 through a SkySat classification in the context of "Riserva

San Massimo" rice farm in Northern Italy. *Remote Sensing*, v. 16, n. 21, art. 3921, 2024.

BALDIN, C. M.; CASELLA, V. M. Comparison of PlanetScope and Sentinel-2 spectral channels and their alignment via linear regression for enhanced index derivation. *Geosciences*, v. 15, n. 5, art. 184, 2025.

BANCO MUNDIAL. *Brazil -- Rio de Janeiro Sustainable Rural Development Project: Completion and Results Report*. Washington, DC: World Bank, 2019. Disponível em: <<https://documents.worldbank.org>>. Acesso em: 1 jan. 2026.

BARBOSA, W. C. S. *et al.* Soil erosion modeling using the Revised Universal Soil Loss Equation and a Geographic Information System in a watershed in the northeastern Brazilian Cerrado. *Geosciences*, v. 14, n. 3, p. 78, 2024.

BARROS, K. S. *et al.* Técnicas de sensoriamento remoto para detecção de feições erosivas em áreas verdes urbanas: uma revisão crítica. In: ARANA, A. R. A.; ARAUJO, M. E. (org.). *IV Congresso Internacional Ambiente e Sustentabilidade*. [S.l.]: Editora Científica Digital, 2025. p. 182-206.

BELGIU, M.; DRĂGUȚ, L. Random Forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 114, p. 24-31, 2016.

BERTONI, J.; LOMBARDI NETO, F. *Conservação do solo*. 5. ed. São Paulo: Ícone, 2005.

BIZUTI, D. T. G. *et al.* Multifunctional soil recovery during the restoration of Brazil's Atlantic Forest after bauxite mining. *Journal of Applied Ecology*, v. 59, p. 2262-2273, 2022.

BLASCHKE, T. Object-based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 65, n. 1, p. 2-16, 2010.

BNDES - BANCO NACIONAL DO DESENVOLVIMENTO ECONÔMICO E SOCIAL. *Linhas de Financiamento Sustentáveis*. Rio de Janeiro: BNDES, 2025.

BNDES. *Relatório Anual BNDES 2024*. Rio de Janeiro, 2025. [INCOMPLETO: inserir URL e corrigir "Acesso em: 18 ago. 2025." pois não há endereço eletrônico indicado – verificar fonte original]

BONINI, J. E. *et al.* Landslide inventory of the 2023 Serra do Mar disaster (Brazil). *Discover Geoscience*, v. 3, art. 40, 2025.

BOURAMTANE, T.; REZENDE-FILHO, A. T. Mapping gully erosion variability and susceptibility using remote sensing, multivariate statistical analysis, and machine learning in South Mato Grosso, Brazil. *Geosciences*, v. 12, n. 6, art. 235, 2022.

BRASIL. Decreto nº 11.815, de 5 de dezembro de 2023. Institui o Programa Nacional de Conversão de Pastagens Degradadas em Sistemas de Produção Agropecuários

e Florestais Sustentáveis e o seu Comitê Gestor Interministerial. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 6 dez. 2023, p. 18.

BRASIL. Decreto nº 4.297, de 10 de julho de 2002. Regulamenta o art. 9º, inciso II, da Lei nº 6.938, de 31 de agosto de 1981, estabelecendo critérios para o Zoneamento Ecológico-Econômico do Brasil (ZEE), e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 11 jul. 2002, p. 6-7.

BRASIL. Decreto nº 7.830, de 17 de outubro de 2012. Dispõe sobre o Sistema de Cadastro Ambiental Rural (SICAR), o Cadastro Ambiental Rural (CAR) e estabelece normas de caráter geral aos Programas de Regularização Ambiental (PRA), de que trata a Lei nº 12.651, de 25 de maio de 2012, e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 18 out. 2012, p. 5.

BRASIL. Decreto nº 9.414, de 19 de junho de 2018. Institui o Programa Nacional de Levantamento e Interpretação de Solos do Brasil (PronaSolos). Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 20 jun. 2018, p. 4.

BRASIL. Lei nº 11.428, de 22 de dezembro de 2006. Dispõe sobre a utilização e proteção da vegetação nativa do Bioma Mata Atlântica, e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 26 dez. 2006, p. 1.

BRASIL. Lei nº 12.114, de 9 de dezembro de 2009. Cria o Fundo Nacional sobre Mudança do Clima (FNMC), altera os arts. 6º e 50 da Lei nº 9.478, de 6 de agosto de 1997, e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 10 dez. 2009, p. 9.

BRASIL. Lei nº 12.187, de 29 de dezembro de 2009. Institui a Política Nacional sobre Mudança do Clima (PNMC) e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, edição extra, Brasília, DF, 29 dez. 2009, p. 109. (2009a).

BRASIL. Lei nº 12.651, de 25 de maio de 2012. Dispõe sobre a proteção da vegetação nativa; altera as Leis nºs 6.938, de 31 de agosto de 1981, 9.393, de 19 de dezembro de 1996, e 11.428, de 22 de dezembro de 2006; revoga as Leis nºs 4.771, de 15 de setembro de 1965, e 7.754, de 14 de abril de 1989, e a Medida Provisória nº 2.166-67, de 24 de agosto de 2001; e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 28 maio 2012, p. 1. (2012a).

BRASIL. Lei nº 14.119, de 13 de janeiro de 2021. Institui a Política Nacional de Pagamento por Serviços Ambientais; e altera as Leis nºs 8.212, de 24 de julho de 1991, 8.629, de 25 de fevereiro de 1993, e 6.015, de 31 de dezembro de 1973, para adequá-las à nova política. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 14 jan. 2021, p. 7. (2021a).

BRASIL. Lei nº 9.321, de 5 de dezembro de 1996. Dispensa a comprovação de regularidade do recolhimento do Imposto sobre a Propriedade Territorial Rural (ITR) para fins de financiamento ao amparo do Programa Nacional de Fortalecimento da Agricultura Familiar (PRONAF) e dá outras providências. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 6 dez. 1996, p. 25979.

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. Programa Nacional de Manejo Sustentável do Solo e da Água em Microbacias Hidrográficas. Brasília, DF: MAPA, 2021. (2021b).

BRASIL. Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento; Ministério do Desenvolvimento Agrário. Portaria Interministerial MAPA/MDA nº 984, de 8 de outubro de 2013. Institui o Plano Setorial para Consolidação de uma Economia de Baixa Emissão de Carbono na Agricultura – Plano ABC Nacional. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 9 out. 2013, p. 2.

BREIMAN, L.; CUTLER, A. *Random Forests*. [S.l.: s.n.], [s.d.]. Disponível em: <https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm>. Acesso em: 20 jun. 2025.

BREIMAN, L. Random forests. *Machine Learning*, v. 45, n. 1, p. 5-32, 2001.

CALDERANO FILHO, B. *et al.* *Avaliação da suscetibilidade dos solos à erosão na área do entorno do Reservatório da UHE de Tombos (MG)*. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2005. 26 p. (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento, n. 75).

CARAUTA, M. *et al.* Climate-related land use policies in Brazil: how much has been achieved with economic incentives in agriculture? *Land Use Policy*, v. 109, art. 105618, 2021.

CARVALHO, T. M. N. *et al.* Hydrological and precipitation extremes and trends over the Paraíba do Sul River Basin, Brazil. *Climate*, v. 11, n. 7, 138, 2023.

CEIVAP - COMITÊ DE INTEGRAÇÃO DA BACIA DO RIO PARAÍBA DO SUL. *Bacia Hidrográfica do Rio Paraíba do Sul (CNARH_PBS2.kmz)*. Resende: CEIVAP, 2009. Arquivo KMZ. Disponível em: <https://www.ceivap.org.br/downloads2009/CNARH_PBS2.kmz>. Acesso em: 10 jan. 2026.

CEIVAP - COMITÊ DE INTEGRAÇÃO DA BACIA DO RIO PARAÍBA DO SUL. *Relatório de situação da Bacia do Rio Paraíba do Sul: 2020*. Resende: AGEVAP, 2020.

CHEN, Z.; LIU, T. Verifying the effects of the Grey Level Co-Occurrence Matrix and topographic-hydrologic features on automatic gully extraction in Dexiang Town, Bayan County, China. *Remote Sensing*, v. 17, n. 15, art. 2563, 2025.

CHENG, Z. *et al.* A random forest-based approach to map soil erosion risk distribution in hickory plantations in Western Zhejiang Province, China. *Remote Sensing*, v. 10, art. 1899, 2018.

CHRYSAFIS, I. *et al.* Evaluation of single-date and multi-seasonal spatial and spectral information of Sentinel-2 imagery to assess growing stock volume of a Mediterranean forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 77, p. 1-14, 2019.

CLAVERIE, M. *et al.* The harmonized Landsat and Sentinel-2 surface reflectance data set. *Remote Sensing of Environment*, v. 219, p. 145-161, 2018.

COBURN, C. A.; ROBERTS, A. C. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification. *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, n. 20, p. 4287-4308, 2004.

COELHO NETTO, A. L. Evolução de cabeceiras de drenagem no médio Vale do Rio Paraíba do Sul (SP/RJ): a formação e o crescimento da rede de canais sob controle estrutural. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, ano 4, n. 2, p. 69-100, 2003.

COELHO NETTO, A. L. *et al.* January 2011: the extreme landslide disaster in Brazil. In: MARGOTTINI, C.; CANUTI, P.; SASSA, K. (eds.). *Landslide Science and Practice: Volume 6: Risk Assessment, Management and Mitigation*. Berlin; Heidelberg: Springer, 2013. p. 377-384.

COLDITZ, R. R. An evaluation of different training sample allocation schemes for discrete and continuous land cover classification using decision tree-based algorithms. *Remote Sensing*, v. 7, n. 8, p. 9655-9681, 2015.

CONGALTON, R. G. Accuracy assessment and validation of remotely sensed and other spatial information. *International Journal of Wildland Fire*, v. 10, p. 321-328, 2001.

CONGALTON, R. G.; GREEN, K. *Assessing the accuracy of remotely sensed data: principles and practices*. 2. ed. Boca Raton: CRC Press, 2009.

COPERNICUS. *S2 Mission*. SentiWiki. Disponível em: <<https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-mission>>. Acesso em: 30 jul. 2025.

CROSTA, A. P. *Processamento digital de imagens de sensoriamento remoto*. Edição revisada, 4. reimpr. Campinas: IG/UNICAMP, 2002.

CUTLER, D. *et al.* Random Forests for classification in ecology. *Ecology*, v. 88, p. 2783-2792, 2007.

DAGNE, S. S. *et al.* Fusion of Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 MSI data for accurate urban land use-land cover classification in Gondar City, Ethiopia. *Environmental Systems Research*, v. 12, art. 40, 2023.

DALPONTE, M. *et al.* Tree species classification in boreal forests with hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, v. 51, n. 5, p. 2632-2645, 2013.

DANTAS, M. E.; COELHO NETTO, A. L. A denudação antropogênica da paisagem: processos erosivos deposicionais no médio Vale do Rio Paraíba do Sul. In: OLIVEIRA, R. R.; LAZOS RUIZ, A. E. (org.). *Geografia histórica do café no Vale do Rio Paraíba do Sul*. Rio de Janeiro: Ed. PUC-Rio, 2018. p. 107-126.

DAUGHTRY, C. S. T. *et al.* Remote sensing the spatial distribution of crop residues. *Agronomy Journal*, v. 97, p. 864-871, 2005.

DEAN, W. *A ferro e fogo: a história e a devastação da Mata Atlântica*. São Paulo: Companhia das Letras, 1996.

DIAS-FILHO, M. B.; LOPES, M. J. dos S. *Fertilidade do solo em pastagem: como construir e monitorar*. Belém: Embrapa Amazônia Oriental, 2021. (Documentos, 460).

DIAS, H. C. *et al.* Landslide recognition using SVM, Random Forest, and Maximum Likelihood classifiers on high-resolution satellite images: a case study of Itaóca, southeastern Brazil. *Brazilian Journal of Geology*, v. 51, e20200105, 2021.

DOMINATI, E. *et al.* A framework for classifying and quantifying the natural capital and ecosystem services of soils. *Ecological Economics*, v. 69, n. 9, p. 1858-1868, 2010.

DONAGEMMA, G. K. *et al.* *Métodos de diagnóstico dos níveis de degradação de pastagens em áreas de mar de morros do Médio Vale do Paraíba do Sul em Valença, RJ*. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2025. (Comunicado Técnico, 86).

EIRADO SILVA, L. G. *et al.* Condicionantes lito-estruturais na formação de níveis de base locais ("knickpoints") e implicações geomorfológicas no Médio Vale do rio Paraíba do Sul. In: SIMPÓSIO DE GEOLOGIA DO SUDESTE, 3., 1993, Rio de Janeiro. *Anais...* Rio de Janeiro: [s.n.], 1993. p. 96-102.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (Embrapa). *PNMSA -- proposta e bases para construção participativa*. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2020. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1122523>>. Acesso em: 18 ago. 2025.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (Embrapa). *Mapa de suscetibilidade dos solos à erosão hídrica do Brasil -- 2020*. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2020. Disponível em: <<https://geoinfo.dados.embrapa.br/catalogue/#/dataset/2998>>. Acesso em: 17 ago. 2025.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (Embrapa). *Mapa da vulnerabilidade dos solos à erosão hídrica do Brasil -- 2020*. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2025. Disponível em: <<https://geoinfo.dados.embrapa.br/catalogue/#/dataset/6716>>. Acesso em: 17 ago. 2025.

ESA - EUROPEAN SPACE AGENCY. *Copernicus*. Disponível em: <https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/>. Acesso em: 30 jul. 2025.

ESRI. *World Topographic Map [mapa base]*. Redlands, CA: Environmental Systems Research Institute, 2025. Disponível em: <<https://www.arcgis.com>>. Acesso em: 10 jan. 2026.

ESRI. *ArcGIS Pro (software)*. Versão 3.5. Redlands, CA: ESRI, 2025.

FAO - FOOD AND AGRICULTURE ORGANIZATION. *Status of the world's soil resources: main report*. Rome: FAO, 2015.

FARR, T. G. *et al.* The Shuttle Radar Topography Mission. *Reviews of Geophysics*, v. 45, RG2004, 2007.

FELTRAN-BARBIERI, R.; FÉRES, J. G. Degraded pastures in Brazil: improving livestock production and forest restoration. *Royal Society Open Science*, v. 8, 201854, 2021.

FENTAW, A. E.; ABEGAZ, A. Analyzing land use/land cover changes using Google Earth Engine and Random Forest algorithm and their implications to the management of land degradation in the Upper Tekeze Basin, Ethiopia. *The Scientific World Journal*, v. 2024, art. 3937558, 2024.

FERLA, A. K. *et al.* Utilização do classificador Random Forest para classificação do uso e cobertura da terra a partir de dados Sentinel-1 e 2 em região campestre no bioma Mata Atlântica. *Geografia: Ensino & Pesquisa*, v. 29, e87967, 2025.

FERNANDES, M. C.; GIRÃO, O. Refinamento semiautomático do mapa geomorfológico do RADAMBRASIL por recuperação e modelagem do conhecimento. *Revista Tamoios*, v. 14, n. 1, p. 78-100, 2018.

FERRAZ, R. P. D. *et al.* *Mapas de suscetibilidade e vulnerabilidade do solo à erosão hídrica do Brasil*. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2025. 18 p.

FERREIRA, R. V. *et al.* Estudos dos controles morfométricos a feições erosivas e identificação de possíveis áreas susceptíveis a movimento de massa na bacia hidrográfica do Ribeirão São Bartolomeu, Viçosa-MG. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 16, n. 2, p. 251-263, 2015.

FIDALGO, E. C. C. *et al.* *Manual para pagamento por serviços ambientais hídricos: seleção de áreas e monitoramento*. Brasília, DF: Embrapa Solos, 2017. 78 p. ISBN 978-85-7035-673-4.

FRANÇA, L. C. J. *et al.* Maximum erosive isoline by the krigage method in the Paraíba river hydrographic basin, Brazil. *Research, Society and Development*, v. 9, n. 7, e4218, 2020.

FRAZIER, A. E.; HEMINGWAY, B. L. A technical review of Planet smallsat data: practical considerations for processing and using PlanetScope imagery. *Remote Sensing*, v. 13, n. 19, 3930, 2021.

FULLÉN, M. A.; CATT, J. A. *Soil Management: Problems and Solutions*. London; New York: Routledge, 2004.

FUNDAÇÃO SOS MATA ATLÂNTICA; INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. *Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: período 1985-2023*. São Paulo: SOS Mata Atlântica; INPE, 2024.

FUSHIMI, M.; LIMA, G. N. de; CAPOANE, V. Changes in land use and cover and their environmental impacts in the Cerrado of Mato Grosso Do Sul, Brazil. *Sustainability*, v. 16, n. 10, art. 4266, 2024

GITELSON, A. A. *et al.* Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, v. 80, n. 1, p. 76-87, 2002.

GOMES, P. K. M.; MENDONÇA, T. C. M. O tour da experiência caminhos do Brasil Imperial em Vassouras (RJ). Qual história está sendo contada? *Revista Mosaico*, v. 8, n. 1, p. 32-39, jun. 2017.

GOOGLE. *Processamento geoespacial com a infraestrutura de nuvem do Google*. [s.d.]. Disponível em: <<https://developers.google.com/earth-engine>>. Acesso em: 20 abr. 2025.

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

GUERRA, A. J. T.; BOTELHO, R. G. M. Erosão dos solos. In: GUERRA, A. J. T.; CUNHA, S. B. (org.). *Geomorfologia do Brasil*. 4. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2006. p. 393-421.

GUERRA, A. J. T. *et al.* Soil erosion and conservation in Brazil. *Anuário do Instituto de Geociências*, v. 37, n. 1, p. 81-91, 2014.

GUERRA, A. J. T. *et al.* Slope processes, mass movement and soil erosion: a review. *Pedosphere*, v. 27, n. 1, p. 27-41, 2017.

GUERRA, A. J. T.; JORGE, M. C. O. (orgs.). *Processos erosivos e recuperação de áreas degradadas*. São Paulo: Oficina de Textos, 2013.

GUERRA, A. J. T. *et al.* Erosão dos solos, diferentes abordagens e técnicas aplicadas em voçorocas e erosão de trilhas. *William Morris Davis -- Revista de Geomorfologia*, v. 1, n. 1, p. 75-117, jul. 2020.

GUERSCHMAN, J. P. *et al.* Estimating fractional cover of photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation and bare soil in the Australian tropical savanna region upscaling the EO-1 Hyperion and MODIS sensors. *Remote Sensing of Environment*, v. 113, n. 5, p. 928-945, maio 2009.

HARALICK, R. M. *et al.* Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 3, n. 6, p. 610-621, 1973.

HASTIE, T. *et al.* *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2. ed. New York: Springer, 2009.

HASUI, Y. A grande colisão pré-cambriana do sudeste brasileiro e a estruturação regional. *Geociências*, v. 29, n. 2, p. 141-169, 2010.

HAY, G. J.; CASTILLA, G. Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): a new name for a new discipline. In: BLASCHKE, T. et al. (Ed.). *Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*. Berlin: Springer, 2008. p. 75-89.

HE, H.; GARCIA, E. A. Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, v. 21, n. 9, p. 1263-1284, 2009. DOI: 10.1109/TKDE.2008.239.

HEILBRON, M. *et al.* Proterozoic to Ordovician geology and tectonic evolution of Rio de Janeiro State, SE-Brazil: insights on the central Ribeira Orogen from the new 1:400,000 scale geologic map. *Brazilian Journal of Geology*, v. 50, n. 2, e20190099, 2020.

HEILBRON, M. *et al.* *Mapa geológico e de recursos minerais do estado do Rio de Janeiro*. Escala 1:400.000. Belo Horizonte: CPRM, 2016.

HILL, M. J. Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: an analysis with simulated Sentinel-2 data for a North American transect. *Remote Sensing of Environment*, v. 137, p. 94-111, 2013.

HISSA, H. R. *Políticas públicas para o desenvolvimento rural sustentável: estudo de caso do Programa Rio Rural*. 2020. 174 f. Tese (Doutorado em Ciência, Tecnologia e Inovação em Agropecuária - Políticas Públicas Comparadas) -- Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2020.

HORST, T. Z. *et al.* MapBiomass Soil Brazil: Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) -- Collection 2 (Beta). *MapBiomass Data*, v. 1, 2025.

HOUBOURG, R.; MCCABE, M. F. A CubeSat enabled spatio-temporal enhancement method (CESTEM) utilizing Planet, Landsat and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, v. 209, p. 211-226, 2018.

HUETE, A. R. *et al.* Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, v. 83, n. 1-2, p. 195-213, 2002.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Banco de Dados e Informações Ambientais (BDiA): Mapeamento de Recursos Naturais (MRN) -- Pedologia: vetores, escala 1:250 000, versão 2025*. Rio de Janeiro: IBGE, 2025c. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/informacoes_ambientais/pedologia/vetores/escala_250_mil/versao_2025/>. Acesso em: 12 jun. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Base Cartográfica Contínua do Brasil 1:250 000 -- limites nacionais*. Rio de Janeiro: IBGE, 2025b. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/downloads-geociencias.html?caminho=cartas_e_mapas/bases_cartograficas_continuas/bc250/versao2025/>. Acesso em: 3 jun. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Base Cartográfica Vetorial Contínua do Estado do Rio de Janeiro (BC25_RJ)*: hidrografia. Escala 1:25.000. Versão 2018. Rio de Janeiro: IBGE, 2018. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/cartas_e_mapas/bases_cartograficas_continuas/bc25/rj/>. Acesso em: 16 jun. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Geologia*: dados vetoriais, escala 1:250 000, versão 2025. Rio de Janeiro: IBGE, 2025d. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/informacoes_ambientais/geologia/levantamento_geologico/vetores/escala_250_mil/versao_2025/>. Acesso em: 16 jun. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Geomorfologia*: dados vetoriais, escala 1:250 000, versão 2025. Rio de Janeiro: IBGE, 2025e. Disponível em: <https://geoftp.ibge.gov.br/informacoes_ambientais/geomorfologia/vetores/escala_250_mil/versao_2025/>. Acesso em: 16 jun. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Biomass do Brasil*: limites dos biomas. Rio de Janeiro: IBGE, 2025a. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/geociencias/cartas-e-mapas/informacoes-ambientais/15842-biomass.html?t=downloads>>. Acesso em: 2 jan. 2026.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Manual técnico da vegetação brasileira*. 2. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 2012.

IBRAHIM, S. Improving land use/cover classification accuracy from Random Forest feature importance selection based on synergistic use of Sentinel data and digital elevation model in agriculturally dominated landscape. *Agriculture*, v. 13, 98, 2023.

INSTITUTO ESTADUAL DO AMBIENTE (INEA). *Hidrografia do Estado do Rio de Janeiro*. Escala 1:25.000. Rio de Janeiro: INEA-RJ, 2016. Disponível em: <<https://geo.mprj.mp.br/portal/home/item.html?id=0e833fba96e1488eac52ca4a9de0f27d>>. Acesso em: 10 jan. 2026.

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). *Normais climatológicas do Brasil 1991-2020*. [s.l.: s.n.], [s.d.]. Disponível em: <<https://portal.inmet.gov.br/normais>>. Acesso em: 2 abr. 2025.

INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE (IPCC). *Climate change and land*: summary for policymakers. Geneva: IPCC, 2019. Disponível em: <<https://www.ipcc.ch/srccl/>>. Acesso em: 7 ago. 2025.

JENSEN, J. R. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. 4. ed. South Carolina: Pearson Education, 2016.

JIANG *et al.* Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band. *Remote Sensing of Environment*, v. 112, n. 10, p. 3833–3845, 2008

JIN, H.; STEHMAN, S. V.; MOUNTRAKIS, G. Assessing the impact of training sample selection on accuracy of an urban classification: a case study in Denver, Colorado. *International Journal of Remote Sensing*, v. 35, n. 6, p. 2067-2081, 2014.

JIN, Y. *et al.* Land-cover mapping using Random Forest classification and incorporating NDVI time-series and texture: a case study of central Shandong. *International Journal of Remote Sensing*, v. 39, n. 23, p. 8703-8723, 2018.

KARNIOL, T. R. *et al.* Tectônica extensional no cinturão Paraíba do Sul no noroeste do Rio de Janeiro: análise estrutural na seção Itaperuna (RJ) -- Muriaé (MG). *Revista Brasileira de Geociências*, v. 37, n. 3, p. 540-553, 2007.

KAZANSKIY, N. *et al.* A comprehensive review of remote sensing and artificial intelligence integration: advances, applications, and challenges. *Sensors*, v. 25, n. 19, p. 5965, 2025.

KER, J. C. Latossolos do Brasil: uma revisão. *Geonomos*, Belo Horizonte, v. 5, n. 1, p. 17-40, 1997.

KIM, M. *et al.* System characterization report on Planet's SuperDove. In: RAMASERI CHANDRA, S. N. (comp.). *System characterization of Earth observation sensors*. Reston: U.S. Geological Survey, 2022. (Open-File Report 2021-1030-F, chap. F).

KOKHAN, S.; VOSTOKOV, A. Application of nanosatellites PlanetScope data to monitor crop growth. *E3S Web of Conferences*, v. 171, art. 02014, 2020.

KUCHLER, P. C. *Utilização do sensoriamento remoto para o mapeamento dos sistemas integrados de produção agrícola*. 2021. 204 f. Tese (Doutorado em Meio Ambiente) - Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro; Universidade de Montpellier AgroParisTech, Montpellier, 2021.

KUCHLER, P. C. *et al.* GeoABC e Mapbiomas: Classificação dos Sistemas Integrados de Produção em apoio ao monitoramento da intensificação sustentável da agricultura brasileira. In: PRÊMIO MAPBIOMAS, 3. ed., 2021. Disponível em: <<https://mapbiomas.org/premio>>. Acesso em: 30 ago. 2025.

LAKE, T. A.; BRISCOE RUNQUIST, R. D.; MOELLER, D. A. Deep learning detects invasive plant species across complex landscapes using Worldview-2 and PlanetScope satellite imagery. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, v. 8, n. 6, p. 875-889, 2022.

LAL, R. Soil degradation by erosion. *Land Degradation & Development*, v. 12, n. 6, p. 519-539, 2001.

LAL, R. Soil erosion and the global carbon budget. *Environment International*, v. 29, n. 4, p. 437-450, 2003.

LAL, R. Soil conservation and ecosystem services. *International Soil and Water Conservation Research*, v. 6, n. 3, p. 36-47, 2014.

LANDIS, J. R.; KOCH, G. G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, v. 33, n. 1, p. 159-174, 1977.

LAWRENCE, R. L. *et al.* Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (randomForest). *Remote Sensing of Environment*, v. 100, n. 3, p. 356-362, 2006. ISSN 0034-4257.

LENSE, G. H. E. *et al.* Prediction of water erosion in a watershed located in southeastern Brazil. *Revista Agrogeoambiental*, v. 12, n. 4, p. 1504, 2021.

LEPSCH, I. F. *Formação e conservação dos solos*. 2. ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2010.

LI, Z.; GUO, X. Remote sensing of terrestrial non-photosynthetic vegetation using hyperspectral, multispectral, SAR, and LiDAR data. *Progress in Physical Geography*, v. 40, n. 2, p. 276-304, 2016.

LIMA, A. P. M. *et al.* Condicionantes geológicos em processos erosivos incisivos em Barra do Piraí (RJ). In: SIMPÓSIO NACIONAL DE GEOMORFOLOGIA, 12., 2018, Presidente Prudente. *[Anais...]* Presidente Prudente: UNESP, 2018.

LIU, B. *et al.* Ephemeral gully recognition and accuracy evaluation using deep learning in the hilly and gully region of the Loess Plateau in China. *International Soil and Water Conservation Research*, v. 10, p. 371-381, 2022.

LIU, X. *et al.* Mapping large-scale ecosystem degradation using a Sentinel-2-based browning vegetation index. *Ecological Indicators*, v. 178, art. 114083, 2025.

LIU, Y. *et al.* Comprehensive evaluation of Sentinel-2 red edge and shortwave-infrared bands to estimate soil moisture. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, v. 14, p. 7448-7465, 2021.

LOOSEVELT, L. *et al.* Random forests as a tool for estimating uncertainty at pixel-level in SAR image classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 19, p. 173-184, 2012.

LOUREIRO, H. A. S. Diagnóstico de erosão por voçorocas. 2019. Tese (Doutorado em Ciências — Geografia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2019.

LU, D. *et al.* Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, v. 25, n. 12, p. 2365-2407, 2004.

LU, D. *et al.* Mapping soil erosion risk in Rondônia, Brazilian Amazonia: using RUSLE, remote sensing and GIS. *Land Degradation & Development*, v. 15, p. 499-512, 2004.

MACIEL, A. M. *et al.* A spatiotemporal calculus for reasoning about land-use trajectories. *International Journal of Geographical Information Science*, v. 33, n. 1, p. 176-192, 2019.

MCNAIRN, H.; PROTZ, R. Mapping corn residue cover on agricultural fields in Oxford County, Ontario, using Thematic Mapper. *Canadian Journal of Remote Sensing*, v. 19, n. 2, p. 152–159, 1993.

MAIA, C. O.; FACURY, D. M.; MAGALHÃES JR., A. P. Imagens de satélite de alta resolução têmporo-espaial em estudos geomorfológicos: potencialidades do satélite PlanetScope. In: SIMPÓSIO NACIONAL DE GEOMORFOLOGIA (SINAGEO), 14., 2023, Corumbá, MS. Anais... Corumbá, MS: União da Geomorfologia Brasileira (UGB); Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS), 2023.

MANNINGEL, A. R. *et al.* Fator erodibilidade e tolerância de perda dos solos do Estado de São Paulo. *Acta Scientiarum. Agronomy*, v. 24, n. 5, p. 1335-1340, 2002.

MAPBIOMAS BRASIL. *MapBiomass inicia mapeamento inédito de ravinas e voçorocas no Brasil*. 9 dez. 2025. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/en/2025/12/09/mapbiomas-inicia-mapeamento-inedito-de-ravinas-e-vocorocas-no-brasil/>>. Acesso em: 21 fev. 2026.

MAPBIOMAS. *Coleção 10: Mapeamento anual da cobertura e uso do solo do Brasil (1985-2024)*. São Paulo: Projeto MapBiomass, 2025. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org>>. Acesso em: jul. 2025.

MAPBIOMAS. *MapBiomass 10 metros: Coleção 2 (beta) de mapas anuais de cobertura e uso da terra do Brasil com 10 metros de resolução espacial -- ano 2023*. São Paulo: Projeto MapBiomass, 2023. Disponível em: <<https://brasil.mapbiomas.org/mapbiomas-cobertura-10m/>>. Acesso em: 17 jun. 2025.

MARSETT *et al.* Remote sensing for grassland management in the arid Southwest. *Rangeland Ecology & Management*, v. 59, n. 5, p. 530–540, 2006.

MAXWELL, A. E.; WARNER, T. A.; FANG, F. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review. *International Journal of Remote Sensing*, v. 39, n. 9, p. 2784-2817, 2018.

MBOW, C. *et al.* Food security. In: SHUKLA, P. R. *et al.* (Ed.). *Climate change and land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems*. Geneva: IPCC, 2019. p. 437-550.

MELLOR, A. *et al.* Exploring issues of training data imbalance and mislabelling on random forest performance for large area land cover classification using the ensemble margin. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 105, p. 155-168, 2015.

MENEZES, Carlos Eduardo Gabriel. Integridade de paisagem, manejo e atributos do solo no médio vale do Paraíba do Sul, Pinheiral-RJ. 2008. 178 f. Tese (Doutorado em Agronomia, Ciência do Solo) - Instituto de Agronomia, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica - RJ, 2008.

MILNE, G. Some suggested units of classification and mapping, particularly for East African soils. *Soil Research*, v. 4, n. 3, p. 183-198, 1935.

MINISTÉRIO DA AGRICULTURA, PECUÁRIA E ABASTECIMENTO (MAPA). *Plano ABC+ 2020-2030*. Brasília: MAPA, 2021.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). *PLANAVEG 2025-2028: Sumário executivo*. Brasília, 2024. Disponível em: <<https://www.gov.br/mma/pt-br/centrais-de-conteudo/publicacoes/biodiversidade-e-biomas/sumario-executivo-planaveg/>>. Acesso em: 18 ago. 2025.

MOHEBZADEH, H. *et al.* Machine learning techniques for gully erosion susceptibility mapping: a review. *Geosciences*, v. 12, art. 429, 2022.

MOLETTA-LOBOS, I. *et al.* Evaluating PlanetScope and UAV Multispectral Data for Monitoring Winter Wheat and Sustainable Fertilization Practices in Mediterranean Agroecosystems. *Remote Sensing*, v. 16, n. 23, p. 4474, 28 nov. 2024.

MONTEBELLER, C. A. *et al.* Variabilidade espacial do potencial erosivo das chuvas no Estado do Rio de Janeiro. *Engenharia Agrícola*, Jaboticabal, v. 27, n. 2, p. 426-435, 2007.

MONTGOMERY, D. R. Soil erosion and agricultural sustainability. *PNAS*, v. 104, n. 46, p. 18496-18501, 2007.

MORGAN, R. P. C. *Soil erosion and conservation*. 2nd ed. Harlow: Longman, 1995.
MORGAN, R. P. C. *Soil erosion and conservation*. 3. ed. Oxford: Blackwell Publishing, 2005.

MOURA, J. R. S. *et al.* Geometria do relevo e estratigrafia do Quaternário como base à tipologia de cabeceiras de drenagem em anfiteatro -- Médio Vale do Rio Paraíba do Sul. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 13, n. 1, p. 3-18, 2012.

MUETING, A.; BOOKHAGEN, B. Tracking slow-moving landslides with PlanetScope data: new perspectives on the satellite's perspective. *Earth Surface Dynamics*, v. 12, p. 1121-1143, 2024.

MYERS, N. R. A. *et al.* Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, v. 403, p. 853-858, 2000.

NAGLER, P. L.; DAUGHTRY, C. S. T.; GOWARD, S. N. Plant litter and soil reflectance. *Remote Sensing of Environment*, v. 71, n. 2, p. 207-215, 2000.

NEMBRINI, S.; KÖNIG, I. R.; WRIGHT, M. N. The revival of the Gini importance? *Bioinformatics*, v. 34, n. 21, p. 3711-3718, 2018.

NETO, A. F. C. *et al.* Aspectos morfoestruturais e morfotectônicos na evolução do relevo da bacia do Rio Paraíba (MG). *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 19, n. 4, p. 767-784, 2020.

NEVES NETO, C. C.; CLEMENTE, E. C. Análise da atuação do Programa Estadual de Microbacias em São Paulo em suas duas fases (I e II). *Revista do Departamento de Geografia -- USP*, v. 27, p. 147-169, 2014.

NEVES NETO, C. C.; HESPANHOL, R. A. M. Os efeitos da descontinuidade no Programa de Microbacias em São Paulo. *Revista Formação*, Presidente Prudente, v. 22, n. 2, p. 234-251, 2015.

NIMER, E. *Climatologia do Brasil*. 2. ed. Rio de Janeiro: IBGE, 1989.

NUMMER, A. R. *Geometria e Cinemática de Alojamento do Maciço Granítico Arrozal, Sudoeste do Estado do Rio de Janeiro*. 2001. 172 f. Tese (Doutorado em Geoquímica e Geotectônica) -- Instituto de Geociências, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

OBSERVATÓRIO DO CLIMA. *Emissões do Brasil têm a maior queda em 15 anos*. 2025. Disponível em: <<https://oc.eco.br/emissoes-do-brasil-tem-maior-queda-em-15-anos/>>. Acesso em: 11 jun. 2025.

OLIVEIRA, R. R. de; RUIZ, A. E. L. (Org.). *Geografia histórica do café no Vale do Rio Paraíba do Sul*. Rio de Janeiro: Ed. PUC-Rio, 2018.

OLIVEIRA, W. F. et al. *The impact of Brazil's ABC Program Credit on pasture recovery: evidence from the Cerrado*. Rio de Janeiro: Climate Policy Initiative/PUC-Rio, 2024.

OLOFSSON, P. Accuracy and area estimation. In: LIANG, S. (ed.). *Comprehensive Remote Sensing*. 1. ed. Oxford: Elsevier, 2018. v. 6, p. 128-135.

OLOFSSON, P. et al. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, v. 148, p. 42-57, 2014.

ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS (ONU). *Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development*. Resolução A/RES/70/1, 21 out. 2015. Disponível em: <<https://digitallibrary.un.org/record/3923923>>. Acesso em: 18 ago. 2025.

PACHECO GIL, H. A.; MONTILLA PACHECO, A. de J. RGB spectral indices for the analysis of soil protection by vegetation cover against erosive processes. In: VIEIRA, A.; RODRIGUES, S. C. (Org.). *Soil Erosion - Current Challenges and Future Perspectives in a Changing World*. London: IntechOpen, 2020. p. 3-14.

PARANÁ (Estado). Secretaria de Estado do Planejamento e Projetos Estruturantes. *Projeto multisetorial para o desenvolvimento do Paraná: relatório final*. Curitiba: Governo do Estado do Paraná, 2020. Disponível em: <https://www.planejamento.pr.gov.br/sites/default/arquivos_restritos/files/documento/2021-09/relatorio_final_02-04-2020.pdf>. Acesso em: 1 jan. 2026.

PEÑA-BARRAGÁN, J. M. et al. Object-based crop identification using multiple vegetation indices, textural features and crop phenology. *Remote Sensing of Environment*, v. 115, p. 1301-1316, 2011.

- PENNOCK, D. J. *Soil erosion: the greatest challenge for sustainable soil management*. Rome: FAO, 2019. ix, 89 p., il. Disponível em: <<http://www.fao.org/3/ca4395en/ca4395en.pdf>>. Acesso em: 20 set. 2025.
- PEREIRA, M. P. S. *et al.* A cobertura florestal em paisagens do médio vale do rio Paraíba do Sul. *Floresta e Ambiente*, Seropédica, v. 24, e00134115, 2017.
- PHAN, T. N. *et al.* Land cover classification using Google Earth Engine and Random Forest classifier - the role of image composition. *Remote Sensing*, v. 12, 2411, 2020.
- PHINZI, K. *et al.* Classification efficacy using k-fold cross-validation and bootstrapping. *Remote Sensing*, v. 13, n. 15, 2980, 2021.
- PHIRI, D. *et al.* Sentinel-2 data for land cover/use mapping: a review. *Remote Sensing*, v. 12, n. 14, p. 2291, 2020.
- PLANET LABS. *Education and research*. [s.d.]. Disponível em: <<https://www.planet.com/industries/education-and-research/>>. Acesso em: 9 set. 2025.
- PLANET LABS. *PlanetScope*. Planet Documentation. 2025. Disponível em: <<https://docs.planet.com/data/imagery/planetscope/>>. Acesso em: 2 set. 2025.
- POESEN, J. *et al.* Gully erosion and environmental change: importance and research needs. *Catena*, v. 50, n. 2-4, p. 91-133, 2003.
- POESEN, J. Soil erosion in the Anthropocene: research needs. *Earth Surface Processes and Landforms*, v. 43, n. 11, p. 224-232, 2017.
- POLIDORO, J. C. *et al.* The impact of plans, policies, practices and technologies based on the principles of conservation agriculture for controlling soil erosion in Brazil. In: GLOBAL SYMPOSIUM ON SOIL EROSION, 2019, Rome. *Proceedings of the Global Symposium on Soil Erosion*. Rome: FAO, 2019. p. 553-558.
- PONTIUS JR., R. G. *et al.* Useful techniques of validation for spatially explicit land-change models. *Ecological Modelling*, v. 179, n. 4, p. 445-461, 2004.
- PONTIUS JR., R. G. *et al.* Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change. *The Annals of Regional Science*, v. 42, p. 11-37, 2008.
- POWERS, D. M. Evaluation: from Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, v. 2, n. 1, p. 37-63, 2011.
- PROBST, P.; WRIGHT, M. N.; BOULESTEIX, A. Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, v. 9, n. 3, e1301, 2019.

PROGRAMA RIO RURAL. *Microbacias hidrográficas do Estado do Rio de Janeiro*. Rio de Janeiro: Ministério Público do Estado do Rio de Janeiro, 2020. Disponível em: <<https://geo.mprj.mp.br/portal/home/item.html?id=9c096edb6b6c41e884409b21c1f4842a>>. Acesso em: 3 maio 2025.

QI, J. *et al.* A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, v. 48, p. 119-126, 1994.

QI, L. *et al.* Detection of soil erosion hotspots in the croplands of a typical black soil region in Northeast China: insights from Sentinel-2 multispectral remote sensing. *Remote Sensing*, v. 15, n. 5, art. 1402, 2023.

QI, L. *et al.* High-resolution soil erosion mapping in croplands via Sentinel-2 bare soil imaging and a two-step classification approach. *Geoderma*, v. 446, art. 116905, 2024.

QUEIROZ, L. G. *et al.* Caracterização estacional das variáveis físicas, químicas, biológicas e ecotoxicológicas em um trecho do Rio Paraíba do Sul, SP, Brasil. *Revista Ambiente & Água*, Taubaté, v. 12, n. 2, p. 239-248, fev. 2017.

QUINTEIRO, M. *et al.* Pastagens e transformação da paisagem no Vale do Rio Paraíba do Sul: percepção e manejo de pecuaristas de São José do Barreiro (SP). In: OLIVEIRA, R. R.; LAZOS RUIZ, A. E. (org.). *Geografia histórica do café no Vale do Rio Paraíba do Sul*. Rio de Janeiro: Editora PUC-Rio, 2018. p. 189-206.

RANGEL, A. R. M. *et al.* O programa Rio Rural no estado do Rio de Janeiro: a experiência na microbacia Canal Jurumirim, município de Macaé. *Revista Monografias Ambientais*, Santa Maria, v. 15, n. 1, p. 302-322, 2016.

REN, H.; ZHOU, G. Estimating green biomass ratio with remote sensing in arid grasslands. *Ecological Indicators*, v. 98, p. 568-574, 2019.

RENARD, K. G. *et al.* *Predicting Soil Erosion by Water: A Guide to Conservation Planning With the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE)*. Washington, DC: U.S. Department of Agriculture, 1997. 404 p. (Agriculture Handbook, n. 703).

RESENDE, M. *et al.* *Pedologia: base para distinção de ambientes*. 6. ed. rev. e ampl. Lavras: Editora UFLA, 2014.

RIKIMARU, A.; ROY, P. S.; MIYATAKE, S. Tropical forest cover density mapping. *Tropical Ecology*, v. 43, n. 1, p. 39–47, 2002.

RIO DE JANEIRO (Estado). *Programa de Desenvolvimento Rural Sustentável em Microbacias Hidrográficas do Estado do Rio de Janeiro -- Rio Rural*. Rio de Janeiro: Secretaria de Agricultura, 2009.

RIO DE JANEIRO (Estado). Secretaria de Estado de Agricultura, Pecuária, Pesca e Abastecimento. Resolução SEAPPA n. 36, de 19 de janeiro de 2023. Estabelece

critérios para apoio financeiro no âmbito do Programa Rio Rural. Disponível em: <<https://www.legisweb.com.br/legislacao/?id=441773>>. Acesso em: 1 jan. 2026.

ROBERTS, D. R. *et al.* Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure. *Ecography*, v. 40, n. 8, p. 913-929, 2017.

RODRIGUES, J. A. M. *et al.* Estimativa da vulnerabilidade dos solos à erosão hídrica na Bacia Hidrográfica do Rio Cervo -- MG. *Geociências*, v. 36, n. 3, p. 531-542, 2017.

RODRIGUES, L. N.; PRUSKI, F. F. Fundamentos e benefícios do sistema de integração lavoura-pecuária-floresta para os recursos hídricos. In: BUNGENSTAB, D. J. *et al.* (ed.). *ILPF: inovação com integração de lavoura, pecuária e floresta*. Brasília, DF: Embrapa, 2019. cap. 13, p. 181-194.

ROUSE, J. W. Jr. *et al.* Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington, DC. *Volume I: Technical Presentations*. Washington, DC: NASA, 1973. p. 309-317.

ROY, D. P. *et al.* A global analysis of the temporal availability of PlanetScope high spatial resolution multi-spectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, v. 264, p. 112586, 2021.

ROY, D. P. *et al.* Examination of Sentinel-2A MultiSpectral Instrument (MSI) reflectance anisotropy and the suitability of a general method to normalize MSI reflectance to nadir BRDF adjusted reflectance. *Remote Sensing of Environment*, v. 199, p. 25-38, 2017.

SALAZAR, C. A. *et al.* Trama magnética e deformação do batólito granítico neoproterozóico Três Córregos (plútons Ribeirão Branco, Sguário e Capão Bonito), Domínio Apiaí - São Paulo. In: SIMPÓSIO DE GEOLOGIA DO SUDESTE, 11., 2009, São Pedro. *Anais...* São Pedro: [s.n.], 2009.

SALGADO, C. M. *et al.* Análise espaço-temporal da erosão linear no médio-baixo vale do ribeirão do Secretário (Paty do Alferes/RJ). *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 9, n. 1, p. 75-84, 2008.

SALTON, J. C. *et al.* Integrated crop-livestock system in tropical Brazil: Toward a sustainable production system. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, v. 190, p. 70-79, 2014.

SANTA CATARINA (Estado). Secretaria da Agricultura e Pecuária. *Projeto SC Rural 2 para garantir mais renda e melhorias aos produtores catarinenses é aprovado no Senado*. Florianópolis, 28 ago. 2025. Disponível em: <<https://www.agricultura.sc.gov.br>>. Acesso em: 1 jan. 2026.

SANTOS, H. G. dos *et al.* *Sistema Brasileiro de Classificação de Solos*. 5. ed. rev. e ampl. Brasília, DF: Embrapa, 2018.

SÃO PAULO (Estado). Secretaria de Agricultura e Abastecimento. *Apoio aos agricultores: Microbacias II gera resultados positivos em SP*. São Paulo, 2018. Disponível em: <<https://www.bibliotecajuridica.sp.gov.br>>. Acesso em: 1 jan. 2026.

SÃO PAULO (Estado). Agência de Notícias do Governo do Estado de São Paulo. *Governo de SP e Banco Mundial anunciam investimento de R\$ 1,1 bilhão para fortalecer o agro paulista*. 20 ago. 2025. Disponível em: <<https://www.agenciasp.sp.gov.br/governo-de-sp-e-banco-mundial-anunciam-investimento-de-r-11-bilhao-para-fortalecer-o-agro-paulista/>>. Acesso em: 2 jan. 2026.

SANTANA, L. S. *et al.* Spatiotemporal Dynamics of Soil and Soil Organic Carbon Losses via Water Erosion in Coffee Cultivation in Tropical Regions. *Sustainability*, v. 17, n. 3, p. 821, 2025.

SATHLER, R. Evolução de voçorocas na ilha do Maranhão: uma abordagem pedogeotécnica. 2010. 400 f.: il. Tese (Doutorado em Geologia) – Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.

RAMOS SCHARRÓN, C. E. On the hydro-geomorphology of steepland coffee farming: runoff and surface erosion. *Agricultural Water Management*, v. 289, art. 108568, 2023.

SCHMIDT, H.; KARNIELI, A. Remote sensing of the seasonal variability of vegetation in a semi-arid environment. *Journal of Arid Environments*, v. 45, n. 1, p. 43-59, 2000.

SERRA, J. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. London: Academic Press, 1982.

SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL (SGB). *Mapa de Declividade em Percentual do Relevo Brasileiro*. Brasília: SGB, [s.d.]. Disponível em: <<https://www.sgb.gov.br/mapa-de-declividade-em-percentual-do-relevo-brasileiro>>. Acesso em: 17 fev. 2026.

SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL (SGB). *Resultados preliminares do Atlas de Riscos Geológico e Hidrológico do Estado do Espírito Santo*: volume 5 - erosão continental, erosão de margem fluvial e erosão marinha. Brasília: CPRM, 2021.

SERVIÇO GEOLÓGICO DO BRASIL (SGB). Os solos. Brasília, DF, 18 ago. 2014. Disponível em: <<https://www.sgb.gov.br/os-solos>>. Acesso em: 3 mar. 2026.

SHAHABI, H. *et al.* A semi-automated object-based gully networks detection using different machine learning models: a case study of Bowen Catchment, Queensland, Australia. *Sensors*, v. 19, n. 22, p. 4893, 2019.

SILVA, A. G. P. *et al.* Discrimination of degraded pastures in the Brazilian Cerrado using the PlanetScope SuperDove satellite constellation. *Remote Sensing*, v. 16, art. 2256, 2024.

SILVA, R. G. da *et al.* Análise comparativa de mapeamentos do uso e cobertura da terra a partir de imagens Landsat-8 e Sentinel-2 através do algoritmo Random Forest na plataforma Google Earth Engine. *Revista Tamoios (UERJ)*, v. 19, n. 2, p. 61-79, 2023.

SILVA, T. M. *et al.* Anomalias de Drenagem e Evolução da Paisagem no Médio Vale do Rio Paraíba do Sul (RJ/SP). *Anuário do Instituto de Geociências -- UFRJ*, v. 29, n. 2, p. 210-224, 2006.

SIMÕES, M. *et al.* Mapeamento da vulnerabilidade à erosão hídrica dos solos brasileiros em função da dinâmica de uso e cobertura da terra: subsídio às políticas de conservação de solo e água conduzidas pelo MAPA. Rio de Janeiro: Embrapa Solos; MAPA; PPGMA/UERJ, 2021.

SOARES, P. V. *et al.* Mapa de infiltração do alto e médio Vale do Paraíba do Sul com base em elementos do meio físico e na precipitação. *Ambiente & Água -- An Interdisciplinary Journal of Applied Science*, Taubaté, v. 3, n. 1, p. 26-42, 2008.

SOARES, L. *et al.* Erosive potential in sub-basins of the Lower Itapecuru River in the State of Maranhão, Northeastern Brazil. *Revista Brasileira de Geografia Física*, v. 10, n. 4, p. 1027-1045, 2017.

SOILLE, P. *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*. 2. ed. Berlin: Springer, 2003.

SOKOLOVA, M.; LAPALME, G. Performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, v. 45, n. 4, p. 427-437, 2009.

SOUZA JÚNIOR, C. M. *et al.* Reconstructing Three Decades of Land Use and Land Cover Changes in Brazilian Biomes with Landsat Archive and Earth Engine. *Remote Sensing*, v. 12, n. 17, e2735, 2020.

SOUZA, L. H. F. *et al.* A ocorrência dos *knickpoints* e sua relação com a lito-estrutura do substrato geológico na evolução da rede de drenagem no médio vale do Paraíba do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA FÍSICA APLICADA, 17., 2017, Campinas. [Anais...] Campinas: UNICAMP, 2017.

SPIRE. *Sun-synchronous orbit (SSO)*. 2024. Disponível em: <<https://spire.com/spirepedia/sun-synchronous-orbit-ss/>>. Acesso em: 7 set. 2025.

STEHRMAN, S. V.; CZAPLEWSKI, R. L. Design and Analysis for Thematic Map Accuracy Assessment: Fundamental Principles. *Remote Sensing of Environment*, v. 64, n. 3, p. 331-344, 1998.

STEIN, S. J. *Vassouras: a Brazilian coffee county, 1850-1900*. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1957.

STUCHI, J. F. *et al.* Analysis of Brazilian public policies which aim to support participatory construction of the National Plan for Soil and Water Sustainable Management. *Land Degradation & Development*, v. 32, n. 12, p. 3443-3456, 2021.

SUZUKI, L. E. A. S. *et al.* Strategies and public policies for soil and water conservation and food production in Brazil. *Soil Systems*, v. 8, n. 2, art. 45, 2024.

TAMININIA, H. *et al.* Google Earth Engine for Geo-Big Data Applications: a meta-analysis and systematic review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, v. 164, p. 152-170, 2020.

TEIXEIRA, C. S. *et al.* Vulnerabilidade ambiental na bacia do Paraíba do Sul. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS, 14., 2001, Aracaju. Anais... Aracaju: ABRHidro (Associação Brasileira de Recursos Hídricos), 2001. Disponível em: <<https://files.abrhidro.org.br/Eventos/Trabalhos/155/266.pdf>>. Acesso em: 10 abr. 2025.

THANH NOI, P.; KAPPAS, M. Comparison of Random Forest, k-nearest neighbor, and Support Vector Machine classifiers for land cover classification using Sentinel-2 imagery. *Sensors*, v. 18, n. 2, p. 18, 2017.

TRICART, J. Altération et dissection différentielles dans un socle cratonisé. L'exemple de la dorsale brésilienne. *Géomorphologie*, v. 5, n. 3, p. 229-251, 1979.

TUCKER, C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, v. 8, n. 2, p. 127-150, 1979.

TURETTA, A. P. D. *et al.* Solos, sustentabilidade e provisão de serviços ecossistêmicos. *Boletim Informativo da Sociedade Brasileira de Ciência do Solo*, Viçosa, MG, v. 43, n. 2, p. 26-30, maio/ago. 2017.

UNITED NATIONS CONVENTION TO COMBAT DESERTIFICATION (UNCCD). Text of the Convention Including Annex I-IV. 1994. Disponível em: <https://www.unccd.int/text-convention-including-annex-i-iv>. Acesso em: 10 abr. 2026. 18 ago. 2025

UNITED STATES DEPARTMENT OF AGRICULTURE (USDA). Natural Resources Conservation Service. *Erosion prediction: introduction*. New York: U.S. Department of Agriculture, ago. 2002. (Field Office Technical Guide. Section I -- General Resource References -- Erosion Prediction). Disponível em: <https://efotg.sc.egov.usda.gov/references/public/NY/Erosion_Prediction_Water_281.pdf>. Acesso em: 3 mar. 2026.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. *Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 1 Arc-Second Global*. Sioux Falls: USGS, 2015. Modelo digital de elevação (30 m). Disponível em: <<https://earthexplorer.usgs.gov/>>. Acesso em: 15 jan. 2026.

VALERA, C. A. *et al.* The soil conservation agenda of Brazil: a review of "edge-to-edge" science contributions. *Science of the Total Environment*, v. 954, 176355, 2024.

VALLET, A. *et al.* Generating high-resolution land use and land cover maps for the greater Mariño watershed in 2019 with machine learning. *Scientific Data*, v. 11, 915, 2024.

VAN DEVENTER, A. P. *et al.* Using thematic mapper data to identify contrasting soil plains and tillage practices. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, v. 63, n. 1, p. 87–93, 1997.

VANHELLEMONT, Q. Evaluation of eight band SuperDove imagery for aquatic applications. *Optics Express*, Washington, v. 31, n. 9, p. 13851-13874, 2023.

VITTE, A. C.; MELLO, J. P. Considerações sobre a erodibilidade dos solos e a erosividade das chuvas e suas consequências na morfogênese das vertentes: um balanço bibliográfico. *Climatologia e Estudos da Paisagem*, Rio Claro, v. 2, n. 2, p. 107-132, 2007.

WAN, L. *et al.* Application of deep learning in land use classification for soil erosion using remote sensing. *Frontiers in Earth Science*, v. 10, art. 849531, 2022.

WISCHMEIER, W. H.; SMITH, D. D. *Predicting Rainfall Erosion Losses: A Guide to Conservation Planning*. Washington, DC: USDA, 1978. (Agriculture Handbook, n. 537).

XAVIER, R. A.; COELHO NETTO, A. L. Caracterização geomorfológica da bacia do rio Turvo-RJ: Médio Vale do rio Paraíba do Sul. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 15, n. 1, p. 35-45, 2014.

ZHANG, L. *et al.* The use of classification and regression algorithms using the random forests method with presence-only data to model species' distribution. *MethodsX*, v. 6, p. 2281-2292, 2019. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215016119302596>>. Acesso em: 22 jan. 2026.

ZOMLOT, Z. *et al.* Trajectory analysis of land use and land cover maps to improve spatial-temporal patterns, and impact assessment on groundwater recharge. *Journal of Hydrology*, v. 554, p. 558-569, 2017.