

Glauber Verner Firmino

**MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE
TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE
MÁQUINA**

Presidente Prudente – SP

Glauber Verner Firmino

**MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE
TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE
MÁQUINA**

Tese apresentada como parte dos requisitos para a obtenção do título de doutor em Geografia, junto ao Programa de Pós-Graduação em Geografia, da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Câmpus de Presidente Prudente.

Financiadora: Coordenação de
Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
– Brasil (CAPES) – Código de Financiamento
001

Orientador: Prof. Titular Dr. João Osvaldo
Rodrigues Nunes.

FCT-UNESP

Presidente Prudente

F525m	Firmino, Glauber Verner Mapeamento de suscetibilidade às erosões lineares no município de Teodoro Sampaio (SP) e adjacências por meio de Aprendizado de Máquina / Glauber Verner Firmino. -- Presidente Prudente, 2025 147 f. : il., tabs., fotos, mapas Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Tecnologia, Presidente Prudente Orientador: João Osvaldo Rodrigues Nunes 1. Erosão linear. 2. Machine Learning. 3. Análise da Paisagem. 4. Mapeamento de Suscetibilidade. 5. Redes Neurais Artificiais. I. Título.
-------	--

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: "MAPEAMENTO DE SUSCEPTIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACENCIA POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA"

AUTOR: GLAUBER VERNER FIRMINO

ORIENTADOR: JOÃO OSVALDO RODRIGUES NUNES

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em Geografia, área:
Produção do Espaço Geográfico pela Comissão Examinadora:

Prof. Dr. JOÃO OSVALDO RODRIGUES NUNES (Participação Virtual)
Departamento de Geografia / Faculdade de Ciencias e Tecnologia de Presidente Prudente - FCT/Unesp

Prof. Dr. PAULO CESAR ROCHA (Participação Virtual)
Departamento de Geografia / Faculdade de Ciencias e Tecnologia de Presidente Prudente - FCT/Unesp

Profa. Dra. BIANCA CARVALHO VIEIRA (Participação Virtual)
Departamento de Geografia / Universidade de São Paulo (USP)

Profa. Dra. CENIRA MARIA LUPINACCI (Participação Virtual)
Departamento de Geografia e Planejamento Ambiental (DGPA) / Instituto de Geociências e Ciências Exatas - IGGE/Unesp

Prof. Dr. ADRIANO LUÍS HECK SIMON (Participação Virtual)
Departamento de Geografia / Universidade Federal de Pelotas - UFPel

Presidente Prudente, 30 de junho de 2025

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Agradecimentos ao Professor Titular do Departamento de Geografia da FCT-Unesp Dr. João Osvaldo Rodrigues Nunes, pelo apoio, compreensão, disponibilidade, parceria e por todo o acompanhamento ao longo dos anos de pós-graduação.

À Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, por todo o acolhimento, estrutura e oportunidades concedidas ao longo da pós-graduação.

Ao Programa de Pós-Graduação em Geografia, pela estrutura, oportunidades e apoio à realização do curso e da pesquisa de doutorado. Aos docentes do Programa e convidados que ministraram disciplinas e seminários de doutorado, pelos diálogos e pela contribuição ao conhecimento: prof. titular Dr. João Osvaldo Rodrigues Nunes; profa. Dra. Margarete Cristiane de Costa Trindade; prof. Dr. José Tadeu Garcia Tommaselli; prof. Dr. Mateus de Almeida Prado Sampaio; prof. Dr. Eduardo Paulon Girardi; profa. Dra. Maria Cristina Perusi; profa. Dra. Érika Cristina Nesta; prof. Dr. Damien Arvor; prof. Dr. Nelson Rodrigo Pedon; profa. Dra. Andrea Flores Urushima; profa. Dra. Naoko Tokuchi; prof. Dr. Jurandyr Luciano Sanches Ross; profa. Isabel Cristina Moroz Caccia Gouveia; prof. Dr. Paulo Cesar Rocha; prof. Dr. Eder Paulo Spatti Junior; e palestrantes servidores do Cemaden.

À Universidade Virtual do Estado de São Paulo, pela oportunidade de participação no curso de Formação Didático-Pedagógica para Cursos de Modalidade à Distância e da atuação como facilitador bolsista.

Ao Departamento de Geografia, docentes, servidores e discentes dos cursos de graduação em Geografia e em Engenharia Ambiental da FCT-UNESP pela oportunidade e confiança ao longo do estágio docente e das disciplinas ministradas como professor substituto e nas bancas de qualificação e defesa de trabalhos de conclusão de curso.

Às professoras Dra. Margarete Cristiane de Costa Trindade e Dra. Danielle Cardozo Frasca Teixeira e ao professor titular Dr. João Osvaldo Rodrigues Nunes pelas publicações de trabalhos acadêmicos em coautoria.

À Professora Titular do Departamento de Geografia da Universidade de São Paulo, Dra. Bianca Carvalho Vieira, e ao professor Dr. José Tadeu Garcia Tommaselli, do Departamento de

Geografia da Universidade Estadual Paulista, pelas observações, críticas e sugestões realizadas durante o exame de qualificação.

Aos companheiros discentes e servidores da Pós-Graduação em Geografia, do Laboratório de Solos e Sedimentologia, do Grupo de Pesquisa Interações na Superfície Terrestre, Água e Atmosfera (GAIA) e do projeto de extensão da Escola de Verão (2024), Emanuela, Hurbio, Mariana, Barbara, Victor, Arthur, Crislaine, Marcelo, Pedro, Jorge, Isabela, Leonardo, Marco, Alessandro, Anderson, Giovanna, Isabela, Luís, William, Raísa, Eduardo, Gleice, Tatiane, Helter, Augusto, João, Gabriel, Marlon, Diana, Nayara e demais companheiros por todo apoio, parceria e amizade ao longo dos anos.

Aos meus pais, irmão e demais familiares, por todo apoio prestado ao longo dos anos de pós-graduação.

Aos companheiros na vida pessoal Thomaz, José, Caio, Gabriel, Neto, Hebert, Andreia, Claudio, Yuri, Matheus, Mariama, Caroline, Ana Letícia, Ewerton, Yuri, Matheus, Jussara, Mayara e Mariana e demais que me acompanharam nessa jornada, por todo inestimável apoio, companheirismo, carinho, amizade e parceria.

RESUMO

As erosões lineares são processos intensos de degradação dos solos. Pesquisas de mapeamento de suscetibilidade às erosões lineares (GESM) baseados em aprendizado de máquina permitem estimar o potencial e a probabilidade de uma dada paisagem em ser acometida por esses processos. Apesar de seu potencial, ainda se encontram pouco difundidas no Brasil. A presente pesquisa avaliou o desempenho de algoritmos de aprendizado de máquina para análise e mapeamento de suscetibilidade às erosões lineares em áreas rurais no extremo Oeste Paulista, que abrangem áreas no município de Teodoro Sampaio (SP) e adjacências, as quais apresentam grande quantidade de voçorocas e ravinas. A metodologia se baseou na 1) elaboração de um mapa inventário de erosões lineares e no mapeamento temático dos fatores ambientais; 2) seleção de atributos, separação do conjunto de dados em treino e teste na proporção 70-30%; 3) modelagem da suscetibilidade a partir dos algoritmos Random Forest (RF), Logistic Regression (LR), Support Vector Machine (SVM) e Redes Neurais Artificiais Multilayer Perceptron (MLP); e 4) avaliação e seleção de modelo de maior desempenho. Além disso, foram realizados trabalhos de campo sistemáticos para a análise da paisagem e para a elaboração e validação dos mapas temáticos produzidos. Os valores de desempenho indicaram desempenho excelente ($AUC = 0,9$ a $1,0$) para os modelos MLP ($0,93$) e RF ($0,92$), e muito bom ($0,8$ a $0,9$) para os modelos LR ($0,89$) e SVM ($0,89$). Constataram-se menores valores de suscetibilidade em áreas de formação florestal, padrões de relevo de menores declividades e densidade de drenagem e maior convexidade. Maiores valores ocorreram em áreas de pastagem e proximidade de áreas urbanas, relevos côncavos, planícies e alvéolos, vertentes e rupturas de declive. Os setores norte e nordeste, caracterizados por padrão de relevo associado aos grupos litológicos Bauru e Caiuá, com maior declividade e densidade de drenagem, concentraram maiores níveis de suscetibilidade e de registro de erosões. Através dos resultados, foi possível caracterizar e mapear características ambientais da paisagem e elaborar um mapa de suscetibilidade às erosões lineares, permitindo a compreensão da morfodinâmica através dos diferentes arranjos da paisagem.

Palavras-chave: Erosão Linear; *Machine Learning*; Análise da Paisagem; Mapeamento de Suscetibilidade; Redes Neurais Artificiais; Random Forest

ABSTRACT

Gully erosions are intense processes of soil degradation. Machine learning-based gully erosion susceptibility mapping (GESM) research allows for estimating the potential and probability of a given landscape being affected by these processes. Despite their potential, these methods are still not widely disseminated in Brazil. This study evaluated the performance of machine learning algorithms for the analysis and mapping of gully erosion susceptibility in rural areas in the far west of São Paulo state, encompassing areas in the municipality of Teodoro Sampaio (SP) and its surroundings, which exhibit a large number of gullies. The methodology was based on: 1) the preparation of a gully erosion inventory map and thematic mapping of environmental factors; 2) attribute selection, and dataset splitting into training and testing sets in a 70-30% proportion; 3) susceptibility modeling using Random Forest (RF), Logistic Regression (LR), Support Vector Machine (SVM), and Multilayer Perceptron Artificial Neural Networks (MLP) algorithms; and 4) evaluation and selection of the best-performing model. Furthermore, systematic fieldwork was conducted for landscape analysis and for the preparation and validation of the thematic maps produced. Performance values indicated excellent performance ($AUC = 0.9$ to 1.0) for the MLP (0.93) and RF (0.92) models, and very good performance (0.8 to 0.9) for the LR (0.89) and SVM (0.89) models. Lower susceptibility values were observed in forest formation areas, relief patterns with lower slopes and drainage density, and greater convexity. Higher values occurred in pasture areas and near urban areas, concave reliefs, plains and depressions, hillslopes, and slope breaks. The northern and northeastern sectors, characterized by a relief pattern associated with the Bauru and Caiuá lithological groups, with higher slope and drainage density, concentrated higher susceptibility levels and erosion occurrences. The results allowed for the characterization and mapping of environmental landscape characteristics and the creation of a gully erosion susceptibility map, enabling the understanding of morphodynamics through different landscape arrangements.

Key words: Gully erosion; Machine Learning; Landscape Analysis; Susceptibility Mapping; Artificial Neural Networks; Random Forest

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Mapa de Localização da área estudada. Fonte de dados: Malha Territorial do IBGE (2021); imagens Google Satellite. Elaborado pelo autor (2025).	2
Figura 2 - Imagens Google Earth Pro indicando feições originadas por erosões lineares ocorridas em áreas destinadas à agropecuária. As imagens no canto inferior esquerdo demonstram feições em proximidade à área urbana, as quais passaram por mudanças entre os anos de 2005 e 2024. Fonte: Google Earth Pro (2025). Organizado pelo autor (2025).	4
Figura 3 - Representação da erosão hídrica, em que se compreende: (a) caída de gota de chuva na superfície terrestre; (b) impacto de splash da gota; (c) processo de erosão hídrica. Fonte: Bashir et al. (2017)	7
Figura 4 - Modelo de evolução de voçorocas, no qual, se representa: I - voçoroca conectada à rede hidrográfica; II: voçoroca desconectada da rede hidrográfica; e III: integração de I e II. Fonte: Oliveira (2015).	9
Figura 5 - Influência da presença da camada de serrapilheira na erosão em <i>splash</i> e na geração do <i>runoff</i> . Na imagem, representa-se os cenários em (a) condições naturais e (b) após a remoção da camada. Fonte: ZHU et al. (2023).	11
Figura 6 - Relação entre formas das vertentes e fluxo superficial da água (Fonte: Weill e Pires Neto (2007), adaptado de Hall e Olson (1991))	12
Figura 7 - Fluxograma de elaboração do Mapa de Suscetibilidade a Erosões Lineares da pesquisa	23
Figura 8 - Representação dos valores de TPI em duas escalas distintas. Fonte: Weiss (2001).27	
Figura 9 – Cálculo do índice de convergência. Fonte: Thommeret et al. (2010)	29
Figura 10 - Ilustração de pixels de Índice de Convergência. Fonte: SAGA-GIS Wiki (2001).29	
Figura 11 - Simbologias empregadas no mapa geomorfológico. Elaborado por Nunes (2023).	30
Figura 12 - Síntese de passos para a obtenção de dados para análise estereoscópica e mapeamento de feições e compartimentos geomorfológicos. Elaborado pelo autor (2024). ...	32
Figura 13 - Configurações do Google Earth Pro	32
Figura 14 - Simbologias e Chaves de Interpretação para Feições no Mapeamento Geomorfológico. Fonte: Google Earth (2025). Modificado e elaborado pelo autor (2025). ...	33
Figura 15 - Códigos de legenda para uso e ocupação do solo na coleção 8 do MapBiomias. Fonte: (Souza et al., 2020).	35
Figura 16 - Setores percorridos com pontos de observação em campo, para análise de solos. Fonte: Trabalho de campo (2024).	36
Figura 17 - Representação gráfica de uma árvore de decisão. Fonte:(Bisong, 2019).	38
Figura 18 - Representação gráfica de modelo de Random Forests. Fonte: BISONG (2019)...38	

Figura 19 - Representação de um hiperplano 2D em linha e representação de hiperplano em 3D como um plano. Fonte: Ekaba (2019).	39
Figura 20 - Representação gráfica. O primeiro gráfico mostra um discriminante linear em dados não-lineares. O segundo gráfico demonstra o emprego de um kernel não-linear para separação dos dados, adicionando uma dimensão extra ao espaço vetorial. Fonte: Bisong (2019).	39
Figura 21 - Representação da função logística, para exemplo de limiar de decisão em classificação binária (presença ou ausência de doenças), a partir de variáveis categóricas. Fonte: Bisong (2019)	40
Figura 22 - Topologia de rede neural de Multilayer Perceptron, com duas camadas ocultas. Fonte: Chan et al. (2023)	41
Figura 23 - Representações gráficas ilustrativas dos valores de r indicando correlações perfeitas (positiva e negativa), correlações fortes (positiva e negativa), correlações fracas (positiva e negativa) e ausência de correlação. Fonte: Turney (2024).	42
Figura 24 - Gráficos ilustrativos de coeficientes de determinação (R^2) assumindo valores de 0,9 e 0,2, respectivamente. Fonte: Turney (2023)	43
Figura 25 - Matriz de Confusão. Fonte: (Narkhede, 2018).	45
Figura 26 - Gráficos de AUC-ROC, representando modelo hipotético perfeito e modelo de previsões completamente aleatórias, respectivamente. Fonte: (Google Developers, [S.d.]) ...	45
Figura 27 - Mapa geológico da área estudada (CPRM, 2006)	47
Figura 28 - Mapa geomorfológico da área estudada de acordo com IBGE (2021).....	49
Figura 29 - Mapa Pedológico, em escala 1:250.000, de acordo com dados do IBGE (2021)..	50
Figura 30 - Mapa de Erodibilidade dos Solos do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).....	51
Figura 31 - Mapa de Suscetibilidade à Formação de Ravinas do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).....	51
Figura 32 - Mapa de Suscetibilidade à Formação de Voçorocas do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).....	52
Figura 33 - Circulação Atmosférica no Oeste Paulista baseada na pluviosidade média. Fonte: Boin (2000).....	53
Figura 34 - Gráfico de Barras de Precipitação Média Mensal em Teodoro Sampaio-SP (2001-2022), calculado a partir de dados de satélite. Elaborado pelo autor (2022).....	53
Figura 35 - Gráfico de Colunas referente ao Balanço Hídrico-Climatológico (CAD=100) em Teodoro Sampaio-SP (2001-2021), calculados a partir de dados de satélite. Elaborado pelo autor (2022).	54
Figura 36 - Mapa de Erosividade das Chuvas do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).....	55
Figura 37 - Evolução do desmatamento no extremo Oeste Paulista. Fonte: BOIN (2000).....	56

Figura 38 - Mapas de Uso e Ocupação do Solo e localização de assentamentos rurais na área pesquisada, correspondendo aos anos de 1985 a 2020. Fonte: MapBiomias. Adaptado pelo autor (2025).	57
Figura 39 - Mapa de Vegetação na área estudada, segundo IBGE (2021). Elaborado pelo autor (2023).	58
Figura 40 - Glebas da Estação Ecológica Mico Leão Preto. Fonte: CHAZDON et al., 2020..	59
Figura 41 - Mapa de localização dos 5 trechos percorridos no primeiro trabalho de campo com os respectivos pontos de observação dos compartimentos e feições geomorfológicas.....	61
Figura 42 - Descrição dos pontos de observação localizados entre os trechos 5 e 1. Fonte: trabalho de campo (2023).....	62
Figura 43 - Descrição da área do entorno dos pontos de observação nos trechos 4 e 5. Fonte: Trabalho de campo (2023).....	63
Figura 44 - Descrição da área ao entorno do trecho 1. Fonte: trabalho de campo (2023).....	64
Figura 45 - Descrição da área ao entorno dos trechos 1 e 2. Fonte: Trabalho de campo (2023)	65
Figura 46 - Descrição da área ao entorno dos trechos 2, 3 e 4. Fonte: Trabalho de campo (2023).	66
Figura 47 - Localização do Parque Estadual do Morro do Diabo no mapa geomorfológico. Fonte: Trabalho de campo (2023).....	67
Figura 48 - Pontos de erosões lineares (amarelo) e amostras geradas aleatoriamente indicando pontos de ausência de erosões lineares (azul), para treino e teste do modelo de suscetibilidade, sobre o Modelo Digital de Elevação (DEM). Elaborado pelo autor (2024).....	71
Figura 49 - Mapas simplificados dos atributos empregados inicialmente no modelo.....	72
Figura 50 - Análise de PCA, 10 componentes. Elaborado pelo autor (2024).....	73
Figura 51 - Matriz de correlação de Pearson entre os componentes PCA e as variáveis preditivas. Elaborado pelo autor (2024).....	73
Figura 52 - Biplot de análise PCA, no qual a classe 0 indica pontos de ausência de erosões lineares e 1 indica presença de erosões lineares. Elaborado pelo autor (2024).....	74
Figura 53 - Matriz de correlação de Pearson entre as variáveis de predição. Elaborado pelo autor (2024).	75
Figura 54 - Matriz de Correlação de Pearson entre as variáveis empregadas após a seleção. Elaborado pelo autor (2024).	75
Figura 55 - Histogramas de distribuição das variáveis de predição. Elaborado pelo autor (2024)	77
Figura 56 - Gráficos de dispersão entre as variáveis preditivas e as classes binárias (pontos de presença ou ausência) de erosões lineares. Elaborado pelo autor (2024).....	78

Figura 57 - Importância dos atributos de cada classificador. Elaborado pelo autor (2024).	80
Figura 58 - Matrizes de Confusão do Classificadores. Elaborado pelo autor (2024).....	80
Figura 59 - Gráfico de ROC-AUC dos classificadores RF, LR, SVM e MLP, respectivamente. Elaborado pelo autor (2024).	81
Figura 60 - Curvas AUC-ROC para os modelos de Machine Learning RF, SVM, LR e ANN-MLP. Elaborado pelo autor (2024).	82
Figura 61 – Mapas simplificados de Probabilidade de predição dos valores binários 0 e 1 (ausência ou presença de erosões lineares), referente aos modelos RF, LR, SVM e MLP, respectivamente. Elaborado pelo autor (2025).	83
Figura 62 – Mapas de Suscetibilidade a Erosões Lineares, baseados nos modelos RF, LR, SVM e MLP. Elaborado pelo autor (2025).	84
Figura 63 - Histogramas dos rasters de probabilidade de ocorrência de erosões lineares, dos modelos (a) RF; (b) LR; (c) SVM; (d) MLP. Elaborado pelo autor (2025).	85
Figura 64 - Mapa de Suscetibilidade a Erosões Lineares, baseado no modelo MLP. Elaborado pelo autor (2025).	86
Figura 65 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas em proximidade às divisas de Mirante do Paranapanema e Marabá Paulista. Fonte: Trabalhos de Campo (2023; 2024) e Google Earth (2025).	88
Figura 66 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas em proximidade às divisas de Mirante do Paranapanema e Teodoro Sampaio. Fonte: Trabalhos de Campo (2023) e Google Earth (2025).	88
Figura 67 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas em Marabá Paulista. Fonte: Trabalhos de Campo (2023) e Google Earth (2025).....	89
Figura 68 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas, em Teodoro Sampaio, setor oeste-sudoeste. Fonte: Trabalhos de Campo (2023; 2024) e Google Earth (2025).	90

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Variáveis e fontes empregadas	24
Quadro 2 - Variáveis e seus respectivos significados no contexto da pesquisa.....	24
Quadro 3 - Classes de Solos presentes nas áreas estudadas e sua conceituação, segundo o SiBCS. Organizado pelo autor (2024).....	67
Quadro 4 - Síntese integrada dos compartimentos de relevo do município de Teodoro Sampaio e adjacências - SP, Brasil. Organizado por Nunes e Firmino (2023).....	70
Quadro 5 - Análise de Multicolinearidade das variáveis quantitativas selecionadas. Elaborado pelo autor (2024)	76
Quadro 6 - Hiperparâmetros empregados nos modelos.....	79
Quadro 7 - Métricas de Precisão dos modelos empregados. Elaborado pelo autor (2024).....	83

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AHP	Processo Analítico Hierárquico
ANN	Redes Neurais Artificiais
ANN-MLP	Redes Neurais Artificiais Multilayer Perceptron
AUC-ROC	Área sob a Curva ROC (Receiver Operating Characteristic)
CAD	Capacidade de Água Disponível
CAPES	Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior
CREAMS	Chemicals, Runoff and Erosion form Agriculturam Management Systems
CPRM	Serviço Geológico do Brasil (Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais)
DEM	Modelo Digital de Elevação
EGEM	Ephemeral Gully Erosion Model
EUPS	Equação Universal de Perda de Solos
FAO	Organização das Nações Unidas para a Alimentação e a Agricultura
FCT-UNESP	Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho"
FR	Frequency Ratio
GAIA	Grupo de Pesquisa Interações na Superfície Terrestre, Água e Atmosfera
GE Pro	Google Earth Pro
GESM	Gully Erosion Susceptibility Mapping (Mapeamento de Suscetibilidade às Erosões Lineares)
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICB	Índice de Concentração de Ravinas e Voçorocas
IPT	Instituto de Pesquisas Tecnológicas
LR	Logistic Regression (Regressão Logística)
ML	Machine Learning (Aprendizado de Máquina)
MLP	Multilayer Perceptron
MUSLE	Equação Universal de Perda de Solos Modificada
NBR	Norma Brasileira
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada)
PCA	Principal Component Analysis (Análise de Componentes Principais)
RF	Random Forest
ROC	Receiver Operating Characteristic
RUSLE	Equação Universal de Perda de Solos Revisada
SAGA-GIS	System for Automated Geoscientific Analyses - Geographic Information System
SiBCS	Sistema Brasileiro de Classificação de Solos
SIG	Sistemas de Informações Geográficas
SP	São Paulo
SPI	Stream Power Index (Índice de Poder de Escoamento)
SVM	Support Vector Machine
TOL	Tolerância (indicador estatístico)
TPI	Topographic Position Index (Índice de Posição Topográfica)

TRI	Terrain Ruggedness Index (Índice de Rugosidade do Terreno / Índice de Heterogeneidade do Terreno)
TWI	Topographic Wetness Index (Índice de Umidade Topográfica)
USLE	Universal Soil Loss Equation (Equação Universal de Perda de Solos)
VIF	Fator de Inflação de Variância (indicador estatístico)
WEPP	Water Erosion Prediction Project
WofE	Weight of Evidence

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Localização da área	2
2	OBJETIVOS	5
2.1	Objetivo geral	5
2.2	Objetivos específicos	5
3	EROSÕES LINEARES: PROCESSOS, FATORES E AVALIAÇÃO	6
3.1	Gênese das Erosões Lineares.....	6
3.2	Fatores de Controle das Erosões.....	9
3.3	Compreensão dos Processos Erosivos na Paisagem.....	14
3.4	Avaliação Quantitativa das Erosões	16
3.5	Mapeamentos de Suscetibilidade às Erosões Lineares por meio de Aprendizagem de Máquina 18	
4	METODOLOGIA.....	22
4.1	Delineamento do estudo	22
4.2	Coleta de dados e elaboração de mapas temáticos	23
4.2.1	Seleção de fatores geoambientais	23
4.2.2	Mapa Inventário de Erosões Lineares	25
4.2.3	Mapas de Atributos Topográficos.....	26
4.2.4	Mapeamento Geomorfológico.....	29
4.2.5	Esboço Simplificado das Principais Classes de Solos.....	33
4.2.6	Mapas de Uso da Terra e Cobertura Vegetal	34
4.2.7	Trabalhos de Campo	35
4.3	Processamento dos dados	37
4.3.1	Algoritmos empregados.....	37
4.3.1.1	Random Forests (RF)	37
4.3.1.2	Support Vector Machine (SVM).....	38
4.3.1.3	Logistic Regression (LR)	39
4.3.1.4	Redes Neurais Artificiais (ANN) e Multilayer Perceptron (MLP).....	40

4.3.2	Otimização de Hiperparâmetros e Validação Cruzada (K-Fold)	41
4.3.3	Matriz de correlação e Análise de Multicolinearidade	42
4.3.4	Grid Search e otimização dos hiperparâmetros	43
4.3.5	Avaliação de Acurácia e Validação	43
4.3.6	Geração do mapa final de suscetibilidade	45
5	CARACTERIZAÇÃO DA PAISAGEM.....	47
5.1	Unidades Litoestratigráficas	47
5.2	Elementos Geomorfológicos	48
5.3	Classificação e Caracterização Pedológica.....	49
5.4	Dinâmica Climática Regional.....	52
5.5	Histórico de Uso e Ocupação do Solo	55
5.6	Vegetação, Conservação e Preservação Ambiental	57
6	RESULTADOS E DISCUSSÕES	60
6.1	Análise Geomorfológica e Caracterização dos Solos na Paisagem.....	60
6.2	Modelos de Suscetibilidade	70
6.3	Discussões	90
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	94
8	REFERÊNCIAS	96
	ANEXOS	108

1 INTRODUÇÃO

As erosões lineares são um dos processos mais destrutivos dos solos. A alta velocidade de remoção de materiais e decorrente a geração de formas de relevo de sulcos, ravinas e voçorocas acarretam problemas socioambientais, como a destruição de residências e obras de infraestrutura, assoreamento de canais fluviais, perda de solo fértil, entre outros, levando a crescentes perdas por desastres relacionados a esses processos (Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015; Kuhn et al., 2023; Scremin; Kemerich, 2016; Valentin; Poesen; Li, 2005; Weill; Pires Neto, 2007).

Nas últimas décadas, os mapeamentos de suscetibilidade às erosões lineares (*Gully Erosion Susceptibility Mapping* - GESM) baseados em aprendizado de máquina tem-se destacado como alternativas a metodologias clássicas de avaliação e mapeamento desses processos, empregando métodos estatísticos e algoritmos computacionais orientados a dados, com a possibilidade de quantificação e comparação de desempenho e capacidade de análise de dados complexos e relações não-lineares entre múltiplas variáveis qualitativas e quantitativas (Aboutaib et al., 2023; Arabameri et al., 2020b; Han; Guzman; Chu, 2022; Mohebzadeh et al., 2022; Pereira; Rodrigues, 2022).

No entanto, apesar do potencial de predição dos modelos, de sua replicabilidade e da possibilidade de calibração e validação, bem como de contribuição ao planejamento e gestão ambiental, tais metodologias ainda são pouco difundidas em território brasileiro, havendo alguns exemplos desenvolvidos em áreas nas regiões sudeste e centro-oeste (Bouramtane et al., 2022; Lana; Castro; Lana, 2022; Marques Filho et al., 2024).

Assim, a maior aplicação de algoritmos de aprendizado de máquina em paisagens brasileiras permite um avanço metodológico frente ao emprego das metodologias clássicas para avaliação de suscetibilidade às erosões lineares, considerando a complexidade e a não-linearidade desses processos. Por conseguinte, é possível melhorar a qualidade dos dados que subsidiam o planejamento ambiental e a elaboração de políticas públicas, atendendo aos Objetivos 2, 12 e 15 do Desenvolvimento Sustentável, da Organização das Nações Unidas.

Nesse sentido, a presente pesquisa objetiva a avaliação do desempenho de algoritmos de aprendizado de máquina para o mapeamento de suscetibilidade a erosões lineares no extremo oeste do estado de São Paulo. A hipótese inicial foi de que os algoritmos permitiriam elencar a importância dos fatores de controle das erosões lineares empregados nos modelos e

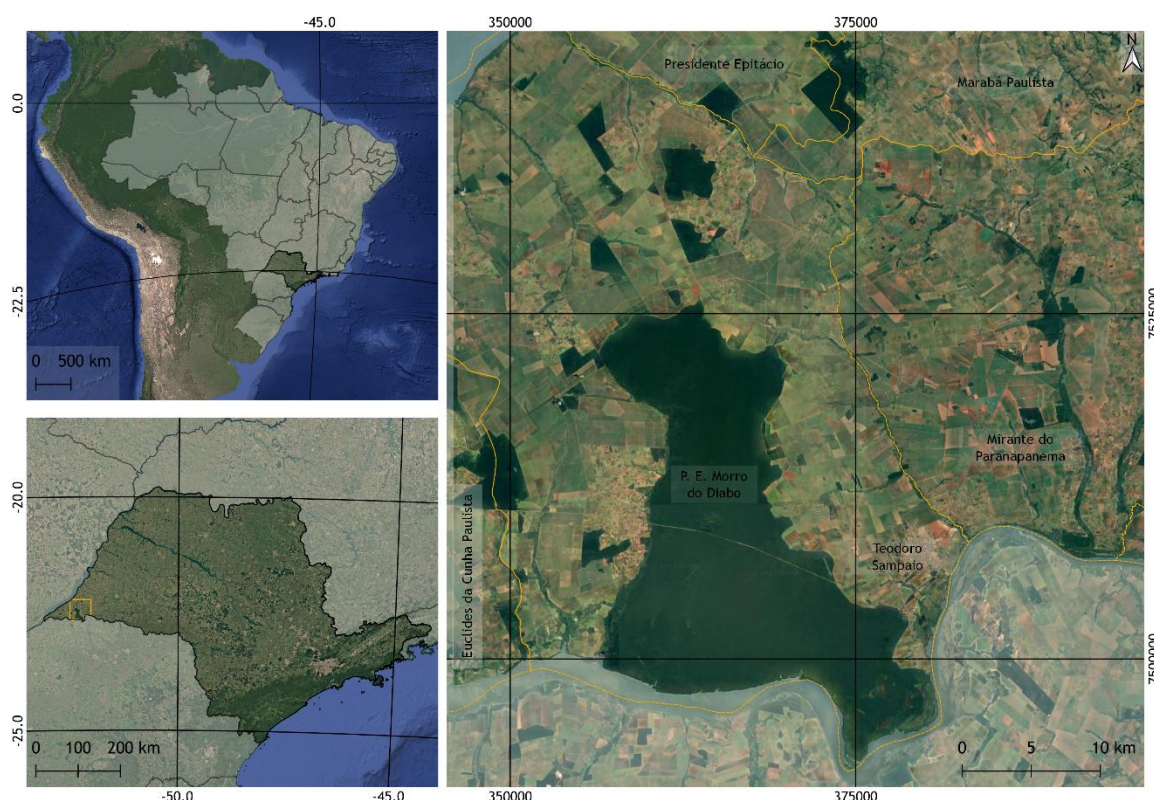
correlacioná-las de modo a predizer a probabilidade futura de ocorrência desses processos na paisagem, compreendendo de forma adequada sua complexidade e as características ambientais regionais.

1.1 Localização da área

A área de pesquisa possui 2.262 km² de área e se localiza no extremo Oeste Paulista (Figura 1), abrangendo a maior parte do município de Teodoro Sampaio-SP, e partes menores de municípios adjacentes (Mirante do Paranapanema, Euclides da Cunha Paulista, Marabá Paulista e Presidente Epitácio).

O recorte selecionado se dá em continuidade a pesquisas anteriormente realizadas de mapeamento geomorfológico e de vulnerabilidade ambiental baseado no método AHP na região do extremo Oeste Paulista (Fushimi, 2012, 2016; Fushimi et al., 2014; Nishizima, 2021; Nunes, 2002; Nunes; Freire; Perez, 2006).

Figura 1 - Mapa de Localização da área estudada. Fonte de dados: Malha Territorial do IBGE (2021); imagens Google Satellite. Elaborado pelo autor (2025).



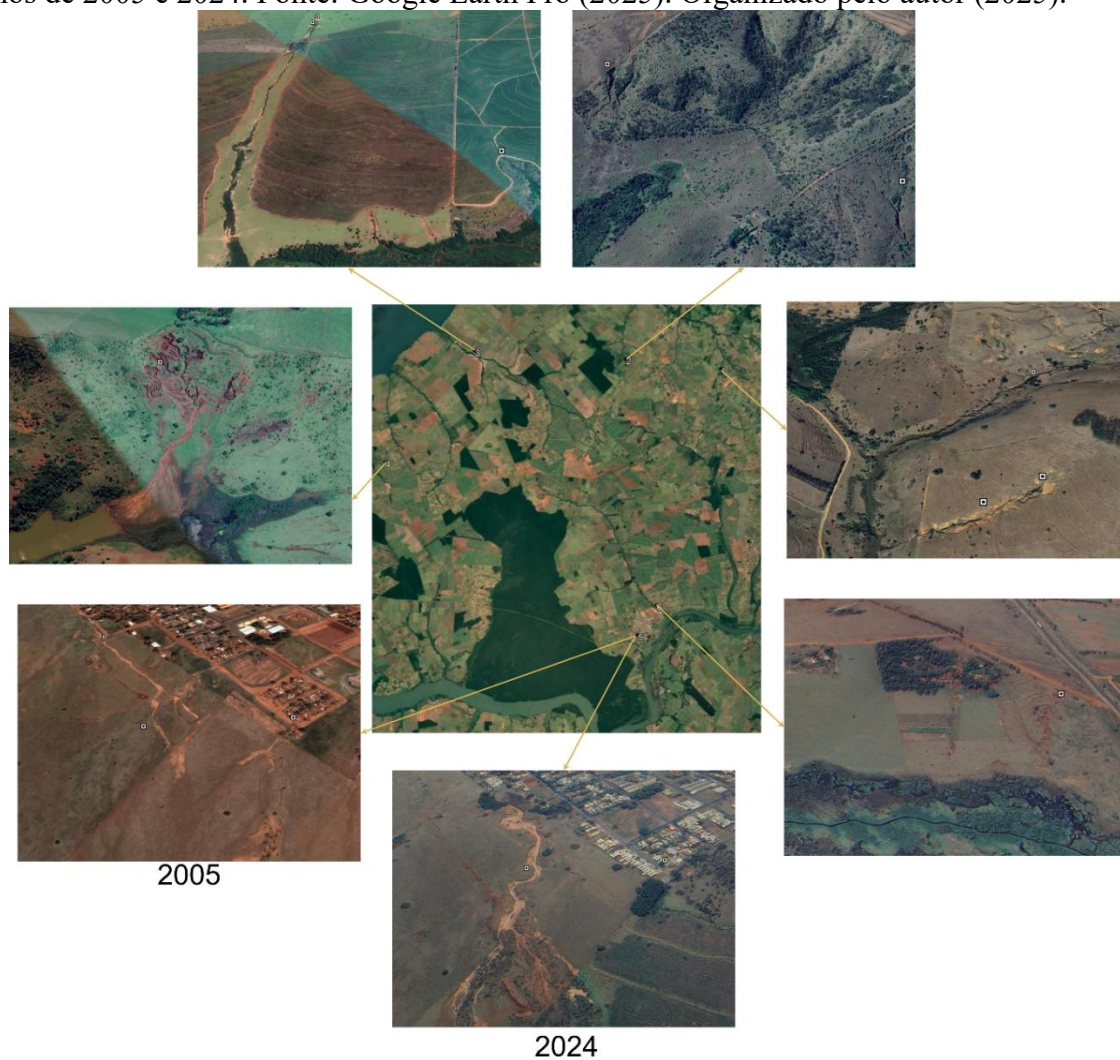
Apesar de pesquisas de mapeamento mais comumente utilizarem bacias hidrográficas e/ou divisões político-administrativas como base, o recorte empregado permite melhor compreensão da morfodinâmica da paisagem nos limites intermunicipais e em áreas com maior

concentração de cabeceiras de drenagem, adequando a análise às características específicas da região.

De acordo com levantamento do IPT (2012), utilizado para a elaboração do mapa inventário da pesquisa, a área selecionada apresenta um número expressivo de erosões lineares, classificadas entre ravinas e voçorocas, levando, potencialmente, a impactos socioambientais e econômicos negativos. A visualização de algumas destas feições demonstrou sua ocorrência em áreas destinadas à agricultura e pecuária, bem como em proximidade à área urbana de Teodoro Sampaio (SP), conforme pode ser observado na Figura 2.

Por outro lado, conforme visto na Figura 1, a região também apresenta importantes áreas florestadas no Parque Estadual do Morro do Diabo e em estações ecológicas, que não demonstraram registros de ravinas e voçorocas nos estudos do IPT (2012) e no mapeamento geomorfológico do presente estudo, corroborando a literatura quanto à importância da cobertura vegetal para a proteção dos solos e o papel do desmatamento na origem das feições erosivas.

Figura 2 - Imagens Google Earth Pro indicando feições originadas por erosões lineares ocorridas em áreas destinadas à agropecuária. As imagens no canto inferior esquerdo demonstram feições em proximidade à área urbana, as quais passaram por mudanças entre os anos de 2005 e 2024. Fonte: Google Earth Pro (2025). Organizado pelo autor (2025).



2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

A partir do exposto, tem-se como objetivo geral a avaliação do desempenho de algoritmos de aprendizado de máquina para avaliação e mapeamento de suscetibilidade a erosões lineares, tendo como recorte de estudo áreas do município de Teodoro Sampaio-SP e adjacências.

2.2 Objetivos específicos

Para atingir o objetivo geral, tem-se como objetivos específicos:

- Caracterizar e levantar dados relativos à paisagem e suas dinâmicas ambientais concernentes aos processos erosivos lineares
- Avaliar a importância dos fatores geoambientais de controle à formação de ravinas e voçorocas
- Comparar o desempenho de predição de diferentes algoritmos de aprendizado de máquina para o problema apresentado

3 EROSÕES LINEARES: PROCESSOS, FATORES E AVALIAÇÃO

O termo erosão designa o processo de remoção de solo de um local e a deposição desse material em outras áreas pela ação de forças exógenas, desprendendo e removendo a camada superior do solo, através da ação de fatores como vento, ondas, degelo, movimentos de massa e, principalmente, das águas, que, em ambientes tropicais, aumentam a abrangência das erosões hídricas, em função de elevados totais pluviométricos e maiores concentrações de volumes em determinadas estações do ano (Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015; IBGE, 2009; Pereira; Rodrigues, 2022; Weill; Pires Neto, 2007).

As ravinas e voçorocas descrevem sinais de instabilidade dos sistemas geomorfológicos e configuram importante preocupação em países desenvolvidos e em desenvolvimento (Almeida Filho, 2014; Mohebzadeh et al., 2022). O Brasil, em particular, demonstrou crescente tendência no número de desastres relacionados a erosões lineares entre 2011 e 2020, causando perda estimada de US\$54 milhões, segundo dados do Sistema Integrado de Informações da Defensoria Civil (Kuhn et al., 2023).

As erosões lineares apresentam maior degradação dos solos, em função da velocidade de remoção de materiais superficiais e substrato rochoso inconsolidado, gerando formas de relevos de sulcos, ravinas e voçorocas, as quais acarretam problemas socioambientais, tais como a perda de solo fértil, assoreamento de canais fluviais, contaminação de recursos hídricos, aumento de custos de mão-de-obra, destruição de casas e infraestruturas e aceleração de processos de arenização (Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015; Kuhn et al., 2023; Valentin; Poesen; Li, 2005).

3.1 Gênese das Erosões Lineares

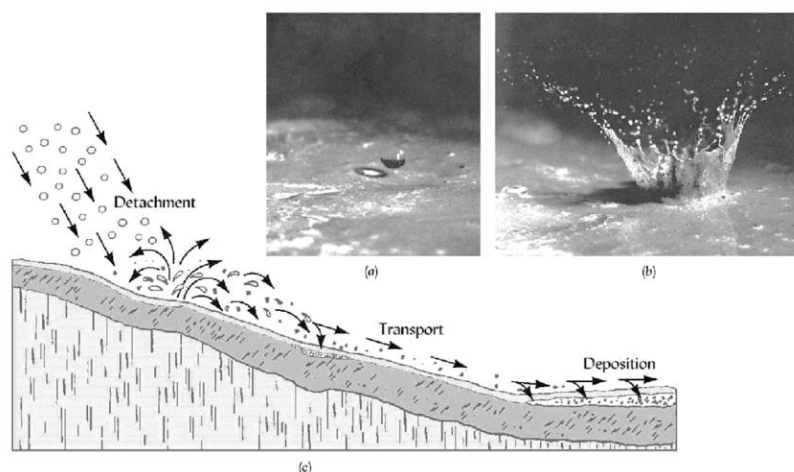
Para compreensão da gênese das erosões lineares, deve-se considerar que a dinâmica erosiva pela ação das chuvas possui diferentes etapas, as quais são descritas a seguir, e podem ocorrer nessa ordem (Christofolletti, 1988; Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015; IBGE, 2009; Pereira; Rodrigues, 2022):

1. *Splash*: causado pelo impacto das gotas de chuva nos solos, gerando a ruptura de agregados, reduzindo a porosidade e selando o topo do solo, com a formação de crostas, e transporte de partículas por salpicamento.
2. *Runoff*: Infiltração das águas e consequentemente formação de poças (*ponds*) em depressões (microtopografia), no momento que o solo atinge seu ponto de

saturação; Início do escoamento superficial em lençol (*sheetflow*) nas encostas, de forma difusa. A erosão em *splash* e a geração do *runoff* são intensificadas com a remoção da cobertura vegetal dos solos;

3. Escoamento superficial concentrado em fluxos lineares (*flowlines*): evolução do estágio de erosão laminar (*sheet erosion*) para o início do processo de erosão linear em sulcos (*rill erosion*).
4. Evolução dos fluxos lineares em sulcos para microrravinas (*microrills*), que podem bifurcar através de pontos de ruptura (*knickpoints*) e formar novas ravinas com cabeceiras (*headcuts*).

Figura 3 - Representação da erosão hídrica, em que se compreende: (a) caída de gota de chuva na superfície terrestre; (b) impacto de splash da gota; (c) processo de erosão hídrica. Fonte: Bashir et al. (2017)



Vale ressaltar que também é possível a ocorrência do escoamento subsuperficial (*seepage*), o qual se constitui de canais abertos e se origina pelo intemperismo em condições geoquímicas e hidráulicas que permitem a dissolução e carreamento de partículas nos solos (Pereira; Rodrigues, 2022).

As ravinas mencionadas na etapa 4 são consideradas incisões na vertente, com o início da erosão linear em sulcos e a concentração do *runoff* (Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015). A voçoroca (*gully erosion*) é considerada um estágio progressivo da ravina, que passa a caracterizar uma forma geomorfológica permanente na paisagem (Brasil, 2003; Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015).

A voçoroca pode ser definida como um canal íngreme, comumente associado a uma cabeceira também íngreme sob processo ativo de erosão, causado pela ação do fluxo intermitente das águas, durante e após chuvas intensas (Poesen; Vandaele; Van Wesemael, 1998).

Já de acordo com a NBR 6502 (ABNT, 1995, p. 18), uma voçoroca é uma “forma erosiva, trabalhada pela erosão superficial e pelo solapamento provocado pela erosão subterrânea, em terrenos geralmente arenosos”.

A etimologia da palavra advém do tupi-guarani, podendo significar *ibi* (terra) *çoroc* (rasgada) e designa o estágio mais avançado das erosões lineares, aprofundado as ravinas e atingindo o nível freático (Brasil, 2003). A origem dessas feições se dá em quatro etapas, que ocorrem em períodos diferentes (Fendrich, 1997; Pereira; Rodrigues, 2022):

- 1) Formação de fluxo direcionado;
- 2) Aumento de profundidade e largura do canal, carreamento do material e formação da cabeceira da voçoroca;
- 3) Diminuição da atividade erosiva, estabelecimento da vegetação e alargamento do vale;
- 4) Estabilização da voçoroca e de suas paredes, em razão da agregação dos solos pela vegetação

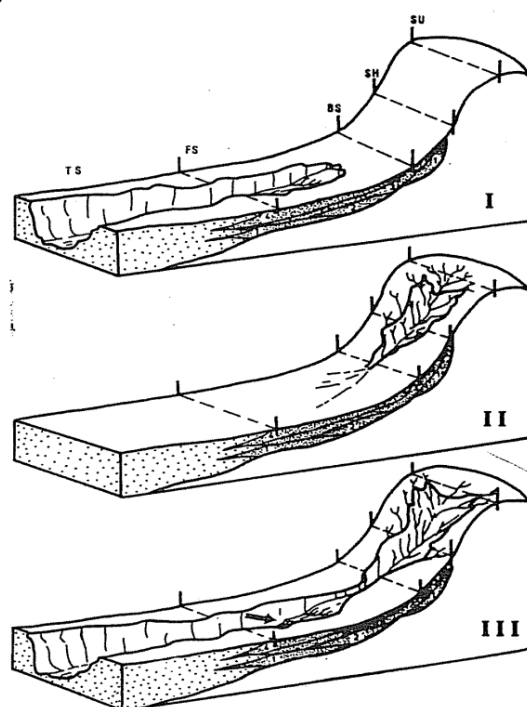
Em comparação às ravinas, as voçorocas podem estar associadas a processos mais complexos, havendo interconexão entre o escoamento superficial, infiltração e drenagem subsuperficial, bem como a possibilidade, em alguns casos, de se desenvolverem através de cicatrizes de movimento de massa, aprofundamento de sulcos e ravinas, formação de dutos e atuação de diferentes processos morfogenéticos (Pereira; Rodrigues, 2022).

A diferenciação entre as duas denominações na literatura indica que o estágio da voçoroca é atingido no afloramento do lençol freático e no alargamento e aprofundamento por meio do *piping* (Almeida Filho, 2014; IPT, 2012; Oliveira, 2015). Além disso, sua evolução ocorre com maior intensidade e velocidade e pode não requerer a presença de chuvas nesse estágio (Almeida Filho, 2014). Apesar da diferenciação, também há registros de voçorocas conectadas a ravinas na cabeceira ou em bordas laterais, demonstrando tendência de aprofundamento e integração ao voçorocamento (Almeida Filho, 2014).

Em alguns trabalhos, a profundidade é utilizada na discriminação entre ravinas e voçorocas. No entanto, são encontradas diferentes propostas e tal classificação pode ser considerada arbitrária (Pereira; Rodrigues, 2022), tendo como alguns exemplos Oliveira (2015) e Guerra (2008), que consideram voçorocas com a profundidade a partir de 50cm e Poesen et al. (2003), que consideram voçorocas com variação de profundidade de 50cm a 25-30m.

Em relação à conexão com as redes hidrográficas, as voçorocas podem encontrar-se em três tipos (Figura 4), na qual as conectadas a rede de drenagem (I), se situam no inferior da vertente, ao passo que as desconectadas (II) se localizam na área superior da vertente, e a integração entre as voçorocas conectadas e desconectadas, gerando uma única incisão (Oliveira, 2015; Pereira; Rodrigues, 2022).

Figura 4 - Modelo de evolução de voçorocas, no qual, se representa: I - voçoroca conectada à rede hidrográfica; II: voçoroca desconectada da rede hidrográfica; e III: integração de I e II. Fonte: Oliveira (2015).



Quando ao formato da seção transversal, as voçorocas podem ser classificadas em formato em V, que se associa a solos de menor erodibilidade e é característica de voçorocas mais recentes, e em U, que se associa a solos de maior erodibilidade, maior influência de fluxo superficial e solapamento da base por águas subterrâneas (Fendrich, 1997; Pereira; Rodrigues, 2022).

3.2 Fatores de Controle das Erosões

Os processos erosivos se dão em função de diferentes fatores de controle, os quais podem ditar o ritmo e a intensidade da perda de solos e da eventual formação de sulcos, ravinas e voçorocas (Brasil, 2003; Guerra; Soares da Silva; Botelho, 2015; Pereira; Rodrigues, 2022; Rãdoane; Rãdoane, 2017; Valentin; Poesen; Li, 2005).

Para Rãdoane; Rãdoane (2017), a distribuição dos processos se dá pela ação da geologia regional, dos elementos climáticos e das dinâmicas de uso e ocupação dos solos. De acordo

com o Manual de Desastres Naturais (Brasil, 2003), deve-se considerar a ação dos fatores de balanço hídrico, geologia, pedologia, geomorfologia e ações antrópicas. Em consonância, Valentin; Poesen; Li (2005) classificam os fatores como Controle Topográfico, Controles Litológicos e Pedológicos, Mudanças de Uso do Solo e Mudanças Climáticas.

Em relação ao clima, compreende-se os atributos de quantidade, distribuição, intensidade e energia cinética das precipitações, bem como a ação dos ventos e variações de temperatura (Weill; Pires Neto, 2007). Considera-se como principal influência climática para a erosão a intensidade, a duração, a frequência e a erosividade das chuvas (Santoro, 2009; Santos; Griebeler; Oliveira, 2010).

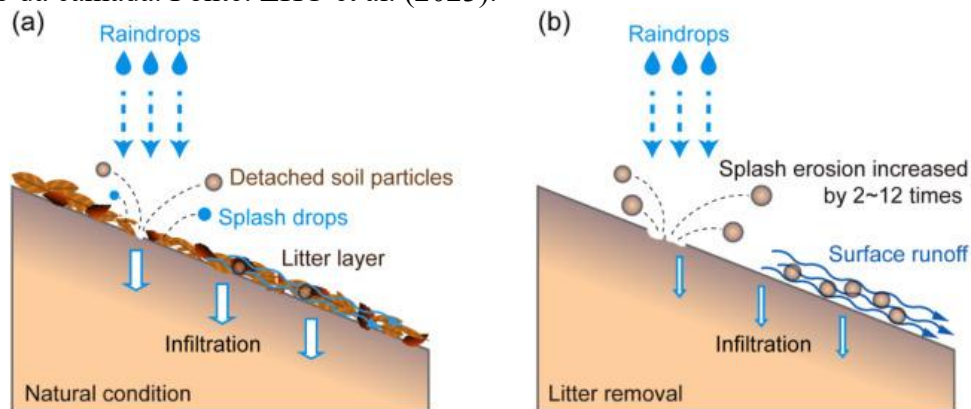
A erosividade da chuva é compreendida como a interação entre a energia cinética e o momento de escoamento superficial, expressando a capacidade da chuva em causar erosão em um terreno desprotegido em dada localidade (FAO, 1967; Santos; Griebeler; Oliveira, 2010).

A cobertura vegetal tem ação como uma defesa natural contra as erosões, em razão dos processos de dispersão e interceptação das gotas de água, pela ação das raízes na formação de poros e canais, favorecendo a infiltração de água nos solos, a melhora de estrutura e capacidade de retenção hídrica em razão da matéria orgânica e a diminuição de energia de escoamento superficial (Santoro, 2009).

Assim, a retirada da cobertura vegetal, conforme representado na Figura 5, para atividades agropecuárias e/ou urbanas e obras de infraestrutura, por outro lado, torna os solos mais susceptíveis aos processos erosivos (Weill; Pires Neto, 2007; Zhu et al., 2023).

Com a retirada da vegetação natural para implantação das diferentes atividades antrópicas, o tipo de uso da terra acaba por interferir na forma e na intensidade dos processos erosivos. A manutenção do solo desnudo, totalmente susceptível à ação dos agentes erosivos é a pior situação. No caso do uso agrícola, a disposição de estradas e carreadores, o grau de mobilização do solo nas operações dos restos culturais, conforme o sistema de manejo agrícola empregado, constituem os aspectos mais significativos a serem considerados. As atividades pecuárias, por sua vez, também induzem ao desenvolvimento de processos erosivos, que se instalam ao longo das trilhas que o gado usa para beber água. (Weill; Pires Neto, 2007, p. 43)

Figura 5 - Influência da presença da camada de serrapilheira na erosão em *splash* e na geração do *runoff*. Na imagem, representa-se os cenários em (a) condições naturais e (b) após a remoção da camada. Fonte: ZHU et al. (2023).



Nos solos agrícolas, os processos erosivos podem ser atenuados mediante o manejo adequado e práticas conservacionistas do solo, como, por exemplo, a presença de cobertura por resíduos vegetais, pouca movimentação mecânica do solo e o terraceamento ao longo da vertente (Hernani; Kurihara; Silva, 1999; Oliveira, 2015; Santos; Griebeler; Oliveira, 2010; Wischmeier; Smith, 1978; Zonta et al., 2012).

As práticas conservacionistas para controle das erosões podem ser classificadas de acordo com seu caráter, sendo elas de caráter (Zonta et al., 2012):

1. Edáfico, que incluem controle das queimadas, adubação verde, adubação química, orgânica e calagem;
2. Vegetativo, que incluem florestamento e reflorestamento, manejo adequado das pastagens, uso de plantas de cobertura, cultivo em curvas de nível ou em faixas, cordões de vegetação permanente, barreiras vivas ou faixas de retenção, ceifa de plantas daninhas, alternância de capinas, uso de cobertura morta, rotação de culturas e sistemas de plantio direto; e
3. Mecânico, que incluem os terraceamentos, os quais podem apresentar diferentes funções e tipos de construção e demandam manutenção adequada, evitando seu rompimento.

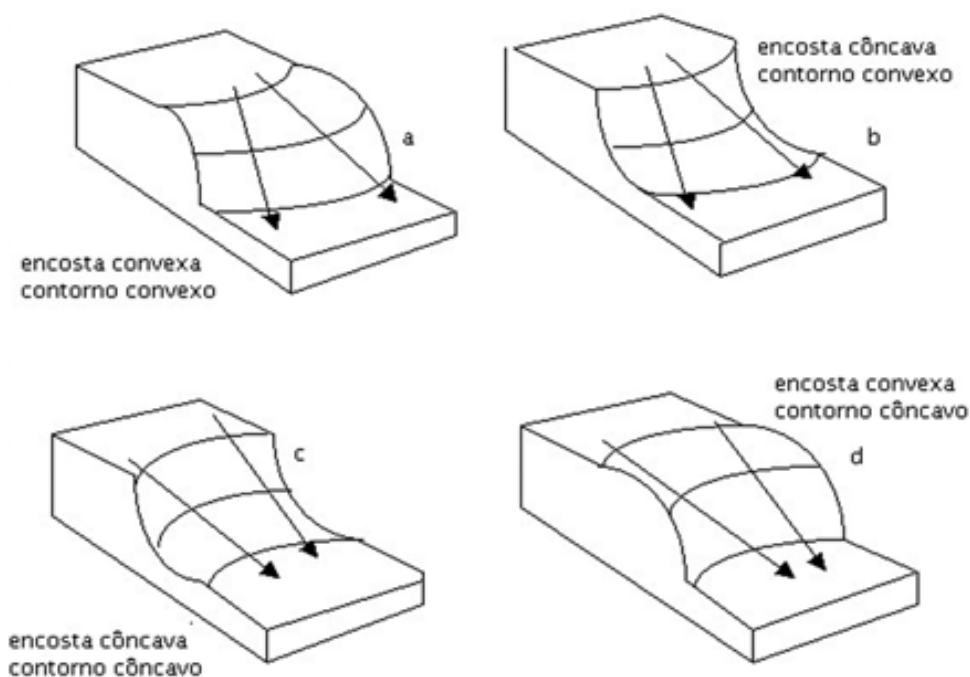
Em relação ao relevo, dá-se destaque aos fatores de declividade, formas de vertente e comprimento de rampa (Santoro, 2009; Weill; Pires Neto, 2007). Declividades acentuadas encontram-se associadas ao aumento da velocidade de escoamento superficial e, por conseguinte, da capacidade erosiva (Santoro, 2009).

O comprimento de rampa, por sua vez, aumenta a distância percorrida pelo fluxo superficial, bem como a energia cinética, intensificando o processo erosivo (Santoro, 2009). Quanto às formas de relevo, compreende-se uma relação entre a concavidade das vertentes e a ocorrência de erosões lineares, uma vez que concentram o escoamento superficial (Santoro, 2009; Weill; Pires Neto, 2007).

A descrição da forma das vertentes pode ser realizada na vertical ou em plano, e a terminologia para sua análise envolve a compreensão da convexidade, com curvatura positiva, na qual os ângulos aumentam em direção a jusante, e da concavidade, com curvatura negativa, na qual os ângulos diminuem em direção a jusante (Christofolletti, 1988).

Ao associar a descrição das formas em perfil ou em plano, é possível encontrar quatro combinações, conforme representado na Figura 6, as quais determinam a dinâmica do fluxo superficial da água (Christofolletti, 1988; Weill; Pires Neto, 2007).

Figura 6 - Relação entre formas das vertentes e fluxo superficial da água (Fonte: Weill e Pires Neto (2007), adaptado de Hall e Olson (1991))



Para se ter um exemplo, em estudo realizado em uma sub-bacia do ribeirão Areia Dourada em Marabá Paulista (SP), Zanatta; Lupinacci; Boin (2019) identificaram maior presença de voçorocas e ravinas em vertentes côncavas, sobretudo nas que apresentavam declives de 15 a 47% e maiores ou iguais a 47%. De acordo com a pesquisa, a concavidade das vertentes, que ocupam 12% da área estudada pelos autores, levou ao aumento da concentração

do fluxo de água, da saturação dos poros e da menor capacidade de infiltração (Botelho; Silva, 2007; Zanatta; Lupinacci; Boin, 2019).

Quanto às características dos solos, pode-se afirmar que alguns apresentam maior suscetibilidade em relação aos demais, de acordo com suas características, tais como textura, permeabilidade, profundidade e grau de fertilidade, associando maiores taxas de erosão em solos mais rasos, impermeáveis e/ou arenosos (Lepsch, 2016).

De acordo com levantamento da Embrapa, os solos brasileiros são enquadrados na classe de erodibilidade média, apresentando fator K médio de 0,0241 $\text{Mg}\cdot\text{ha}\cdot\text{h}/\text{ha}\cdot\text{MJ}\cdot\text{mm}$ e maior concentração de áreas contínuas com predomínio de solos mais suscetíveis na região Nordeste (Coelho et al., 2024).

Outro importante resultado do relatório foi a elevada erodibilidade em solos predominantemente arenosos, tais como os Espodossolos, Neossolos Quartzarênicos e Neossolos Regolíticos, em função da baixa coesão entre partículas e baixa estabilidade de agregados, ao passo que foram encontrados valores muito baixos a baixos de erodibilidade em Latossolos e Plintossolos Pétricos, em razão de sua mineralogia e seu conteúdo expressivo de óxidos de ferro, apresentando maior estabilidade dos agregados (Coelho et al., 2024).

No estado de São Paulo, um primeiro levantamento da erodibilidade dos solos foi realizado por Freire; Pessotti (1974), que, a partir da metodologia de Wischmeier; Johnson; Cross (1971), constatou variação de erodibilidade no estado de 0,02 a 0,67, com maiores valores de K presentes em solos Podzólicos (atualmente classificados como Argissolos) e menores na maior parte das classes de Latossolos.

Em levantamento mais recente, realizado pelo Instituto de Pesquisas Ambientais, o estado apresentou predomínio de ocupação de área pela Ordem de Latossolos (38%), Argissolos (38%), Cambissolos (7,5%), Neossolos (6,2%), Gleissolos (2,2%) e Nitossolos (1,5%) (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022).

A maior parte dos Argissolos no estado apresentaram suscetibilidade à erosão alta a muito alta, ao passo que os Latossolos apresentam valores baixos, levando a um predomínio de feições erosivas lineares em unidades de Argissolos (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022).

Através da sobreposição com os dados do IPT (2012), constatou-se que 67,5% das incisões erosivas encontravam-se nas subordens de Argissolos Vermelho-Amarelos. No entanto,

faz-se necessário considerar que Latossolos Vermelhos e Latossolos Vermelho-Amarelos apresentaram criticidade variada e abrigaram aproximadamente 10% e 9% das incisões erosivas do estado, respectivamente (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022).

3.3 Compreensão dos Processos Erosivos na Paisagem

A paisagem pode ser compreendida como uma herança de processos fisiográficos e biológicos e patrimônio das populações que as herdaram historicamente, sendo, assim, resultado da relação de processos morfoclimáticos e pedogenéticos passados e atuais, que resultam na compartimentação regional da superfície e na fisiologia da paisagem (Ab'Sáber, 2003).

Nesse sentido, a análise da paisagem concreta demonstra os resultados da ação humana no terreno, condicionada por fatores geoambientais e dinâmicas físicas, sociais, econômicas e culturais (Verdum et al., 2021). Quanto à temporalidade, a paisagem expressa os processos compostos de mudanças ocorridos ao longo do tempo (Ferreira dos Santos; Caldeyro, 2007), sendo a forma espacial do presente, testemunhando formas passadas, persistentes ou não, revelando um dinamismo diacrônico (Martinelli; Pedrotti, 2001).

Tendo sua complexidade originada em sua forma, estrutura e funcionalidade, a paisagem aparece como um processo de transformação inserido na história, sendo concomitantemente “social e natural, subjetiva e objetiva, espacial e temporal, produção material e cultural, real e simbólica” (Martinelli; Pedrotti, 2001, p. 41).

Enquanto entidade ecológica, a paisagem natural é compreendida enquanto um geossistema, sendo, pois, um espaço terrestre no qual os componentes da natureza estabelecem relação sistêmica entre si e configuram uma integridade em inter-atuação com a esfera cósmica e a sociedade humana (De Souza Cavalcanti, 2018; Rodriguez; Silva; Cavalcanti, 2022).

Assim, para a análise do tema proposto, consideram-se importantes as abordagens da paisagem enquanto formação antroponatural, consistindo em um “sistema territorial composto por elementos naturais e antropotecnogênicos condicionados socialmente, que modificam ou transformam as propriedades das paisagens naturais originais” (Rodriguez; Silva; Cavalcanti, 2022, p. 16).

Nesse sentido, tem-se como fundamental a cartografia, uma vez que representa a relação holística e dialética dos componentes e processos entre natureza e sociedade na paisagem e

aborda suas dinâmicas espaciais e temporais, analisando potenciais e limitações de atividades socioeconômicas em dado espaço (Barros et al., 2021).

Assim, a análise da sobreposição de mapas temáticos permite uma compreensão das respostas do meio às intervenções antropogênicas, contribuindo para o prognóstico e a prevenção de desencadeamentos catastróficos a partir do “cruzamento entre variáveis de interferências e de respostas” (Thomaziello, 2007, p. 33).

Em relação à temporalidade da ação humana no relevo, a periodização pode ser definida a partir da temporalidade natural, acentuada na escala geológica, e a temporalidade humana, acentuada na escala histórica, ou também chamada escala histórico-geográfica (Suertegaray, 1987, 2018).

Dessa forma, as paisagens contemporâneas se configuram como palimpsestos socioculturais, marcados pela evolução e acúmulo de modificações antrópicas, sendo a humanidade, em muitos contextos, o agente geomórfico mais importante (Mendes da Silva; Oliveira, 2022; Tarolli et al., 2019; Wilkinson, 2005).

Nesse sentido, a agência humana implica em formações geomorfológicas, agradacionais e degradacionais, a partir de um complexo contexto, de forma distinta dos demais agentes geológico-geomorfológicos, em razão da intencionalidade e das dimensões psíquico-rationais conscientes e inconscientes na forma que humanos interferem em processos geológicos e geomorfológicos naturais, envolvendo, assim, a consideração de fatores teleológicos (Mendes da Silva; Oliveira, 2022; Peloggia, 2019).

A geotecnogênese, dessa forma, compreendida como o conjunto de níveis de ação transformadora, considerando os processos, registro estratigráfico e configuração da paisagem, é produzida por processos geológico-geomorfológicos de agradação, degradação e transformação, de caráter induzido (aceleração de processos de erosão e/ou sedimentação) ou direto (ações diretas de mobilização e/ou deposição de materiais), gerando formas de relevo tecnogênicas (Peloggia, 2019).

No caso das ravinas e voçorocas, ainda que não sejam resultantes exclusivos da ação antrópica, conforme evidenciado por antigos depósitos sedimentares anteriores aos primeiros assentamentos humanos na América do Sul, verifica-se que essas feições são originadas a partir de desequilíbrios naturais ou introduzidas pela agência humana, mediante a modificações como o desmatamento e ocupações por obras de infraestrutura, agropecuária e espaços urbanos,

podendo possuir caráter permanente na paisagem (Oliveira, 2015; Pereira; Rodrigues, 2022; Santoro, 2009; Weill; Pires Neto, 2007).

3.4 Avaliação Quantitativa das Erosões

A erosão hídrica dos solos pode ser avaliada quantitativamente por diferentes modelos paramétricos e conceituais (Lal, 1994), tais como a Equação Universal de Perda de Solos – USLE (Wischmeier; Smith, 1978), a Equação Universal de Perda de Solos Revisada – RUSLE (Foster et al., 1985; Renard; Freimund, 1994), a Equação Universal de Perda de Solos Modificada – MUSLE (Williams, 1975), o Projeto de Predição de Erosão Hídrica – WEPP (Nearing; Nicks, 1998) e o modelo Griffith (Rose, 1994).

Os modelos de quantificação da erosão e identificação de áreas mais afetadas permitem diferentes utilizações, tais como a análise de diferentes tipos de erosão, de processos de remoção, transporte e deposição de sedimentos em função de fatores geoambientais, o cálculo das taxas de erosão para avaliação de perdas, o planejamento territorial e a análise de efeitos da alteração do uso e manejo dos solos sobre as taxas de erosão (Minella et al., 2010).

A USLE, citada na literatura brasileira pelo acrônimo EUPS, se trata de um dos modelos empíricos mais conhecidos (inter)nacionalmente. A equação calcula a perda média de solo por unidade de área e tempo (A), através da multiplicação dos fatores de erosividade das chuvas (R), erodibilidade dos solos (K), comprimento de rampa (L), declividade (S), uso e manejo (C) e práticas conservacionistas (P) (Wischmeier; Smith, 1978).

$$A = R \cdot K \cdot L \cdot S \cdot C \cdot P \quad (1)$$

Alguns modelos físico-quantitativos na literatura internacional se voltaram à predição de erosões lineares (Han; Guzman; Chu, 2022), como, por exemplo, o CREAMS (*Chemicals, Runoff and Erosion form Agriculturam Management Systems*) (Knisel, 1980), EGEM (*Ephemeral Gully Erosion Model*) (Woodward, 1999) e o WEPP, citado anteriormente.

No Brasil, importante parte das pesquisas para avaliação das erosões na paisagem encontra-se embasada na teoria Ecodinâmica (Tricart, 1977), a qual sob a compreensão da natureza a partir da Teoria Sistêmica, classifica a estabilidade dos meios morfodinâmicos a partir da intensidade dos processos no ambiente.

Nesse contexto, podem ser delimitadas as unidades ecodinâmicas estáveis (predomínio de processos pedogenéticos), *intergrades* (transição de estável a instável) e instáveis, no qual

predomínio de processos morfogenéticos, associados a problemas ambientais, como perda de solos, movimentos de massa e formação de ravinas e voçorocas (Aquino; Paletta; Almeida, 2017; Tricart, 1965, 1977).

Com base na Ecodinâmica, a proposta de análise da Fragilidade Ambiental (Ross, 2011) amplia a conceituação das unidades instáveis em diferentes graus de instabilidade (muito fraca a muito forte) e das unidades estáveis em unidades de instabilidade potencial (muito fraca a muito forte).

A metodologia propõe uma análise integrada e hierarquizada a partir dos dados de relevo (tipos de vertentes, declividade e índices de dissecação), classes de erodibilidade dos solos, proteção dos solos a partir da cobertura vegetal e características das chuvas. Em última etapa, a proposta recomenda a aplicação da EUPS às unidades ecodinâmicas mapeadas (Ross, 2011).

Outra conhecida proposta brasileira baseada nos conceitos ecodinâmicos é a de vulnerabilidade natural à erosão (Crepani et al., 2001), a qual propõe a elaboração da carta a partir da média aritmética de pesos atribuídos, em escala de 1,0 (menor vulnerabilidade) a 3,0 (maior vulnerabilidade) a cinco temas, sendo eles Geologia (G), Geomorfologia (R), Solos (S), Vegetação ou Uso da Terra (V) e Climatologia (C):

$$Vulnerabilidade = \frac{G + R + S + V + C}{5} \quad (2)$$

Também baseadas na teoria Ecodinâmica, são encontradas no Brasil pesquisas de vulnerabilidade ambiental a erosões lineares por meio da técnica AHP (Processo Analítico Hierárquico) proposta por Saaty (2008), nas quais se determinam pesos a variáveis ambientais (i.e. uso e cobertura do solo, classes de solos, declividade e curvatura do terreno) através da lógica de comparação pareada, para o cálculo da vulnerabilidade de 0.0 (mais baixa vulnerabilidade) a 1.0 (mais alta vulnerabilidade) (Aquino; Paletta; Almeida, 2017; Fushimi, 2012, 2016; Nishizima, 2021).

No estado de São Paulo, é importante também mencionar a metodologia do mapa de suscetibilidade à erosão, de escala 1:250.000, elaborado pelo IPT na década de 90. Com base na análise integrada da paisagem, a metodologia se baseou no 1) cadastramento de ravinas e voçorocas a partir da fotointerpretação; 2) elaboração de mapas geológicos, geomorfológicos e pedológicos; 3) análise do índice de concentração de ravinas e voçorocas (ICB), 4) levantamento de campo; 5) definição de classes de suscetibilidade; e 6) na análise integrada dos

dados para a delimitação de áreas com base nas classes de suscetibilidade (Kertzman et al., 1995).

Outro mapeamento de suscetibilidade à erosão no estado, realizado pelo Instituto de Pesquisas Ambientais, teve sua metodologia referenciada na USLE (Wischmeier; Smith, 1978) e realizou uma modelagem de integração para cruzamento dos mapas de erodibilidade (fator K), erosividade (R) e declividade (S), identificando classes de suscetibilidade à erosão hídrica muito baixa, baixa, média, alta e muito alta (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022).

3.5 Mapeamentos de Suscetibilidade às Erosões Lineares por meio de Aprendizagem de Máquina

Em período recente, sobretudo na literatura internacional, abordagens orientadas a dados e baseadas em aprendizado de máquina tem sido desenvolvidas como alternativas às abordagens mencionadas anteriormente nas pesquisas de mapeamento de suscetibilidade às erosões lineares (Han; Guzman; Chu, 2022; Mohebzadeh et al., 2022; Pereira; Rodrigues, 2022).

O aprendizado de máquina (*Machine Learning* – ML) se trata do estudo científico de modelos estatísticos e algoritmos computacionais voltados a performar tarefas às quais não foram explicitamente programados e são empregados para lidar de forma mais eficiente com dados (Mahesh, 2020).

Algumas das vantagens do emprego de algoritmos de ML orientados a dados, em relação às metodologias tradicionais, para análise da suscetibilidade a erosões lineares, são a possibilidade de quantificar e comparar o desempenho e a acurácia dos modelos, a capacidade de lidar com dados complexos e relações não-lineares, a integração de diferentes tipos de dados e a ausência da necessidade de estabelecer hipóteses prévias sobre as relações entre as variáveis (Aboutaib et al., 2023; Arabameri et al., 2020a; Mohebzadeh et al., 2022).

Apesar das vantagens e do desenvolvimento metodológico recente, tais técnicas ainda são pouco difundidas no estudo de suscetibilidade a erosões lineares no Brasil, demonstrando maior concentração de publicações em países como Irã, China e Índia. Nacionalmente, três estudos foram publicados, abrangendo bacias adjacentes do Rio das Velhas e Rio Paraopeba, em Minas Gerais (Lana; Castro; Lana, 2022), em uma bacia hidrográfica no Mato Grosso do Sul (Bouramtane et al., 2022) e na bacia do Pirai, estado do Rio de Janeiro (Marques Filho et al., 2024).

No estudo de desastres naturais, compreendidos como o impacto de fenômenos naturais que geram danos e prejuízos superiores à capacidade de suporte do sistema social (Tominaga, 2009), o conceito de suscetibilidade refere-se à probabilidade de ocorrência de determinado desastre em uma área específica, em função das condições ambientais do terreno (Ado et al., 2022; Gayen et al., 2019; Mohebzadeh et al., 2022; Reichenbach et al., 2018; Santangelo et al., 2011; Wubalem, 2022; Yang et al., 2024). A análise do padrão espacial desses fenômenos permite identificar áreas propensas a desastres, auxiliando na gestão e prevenção de riscos.

Em relação ao emprego das variáveis nas pesquisas de GESM (*Gully Erosin Susceptibility Mapping*), compreende-se que o início e o desenvolvimento desses processos e, conseqüentemente, sua distribuição na paisagem, são controlados por fatores geoambientais, envolvendo atributos topográficos, características pedológicas, uso e ocupação do solo e a quantidade, distribuição, intensidade e energia cinética das precipitações (Bashir et al., 2017; Conoscenti et al., 2014; Mohebzadeh et al., 2022; Poesen et al., 2003; Rădoane; Rădoane, 2017; Valentin; Poesen; Li, 2005; Weill; Pires Neto, 2007).

As variáveis utilizadas na literatura para a modelagem dos GESM, em geral, podem ser classificadas como (Mohebzadeh et al., 2022):

1. Atributos topográficos primários – Elevação; Orientação da vertente; Grau de declividade; Comprimento de rampa; Área de captação; Curvatura horizontal; Curvatura vertical; Índice de Convergência.
2. Atributos topográficos secundários- *Stream Power Index* (SPI); Índice de Rugosidade do Terreno (*Terrain rugdness index* – TRI); Índice de Umidade Topográfica (*Topographic Wetness Index* – TWI); Índice de Posição Topográfica (*Topographic Position Index* – TPI); Textura de Superfície Terrestre.
3. Propriedades hidrológicas – Chuvas; Densidade de drenagem; Distância de cursos d'água; Índice de capacidade de transporte.
4. Fatores antropogênicos - Distância de estradas; Uso e cobertura da terra.
5. Propriedades de superfície dos solos - Textura dos solos; Carbono orgânico no solo; Carbonato de cálcio equivalente; Óxido de Ferro.
6. Outros fatores - Índices de sensoriamento remoto (NDVI); Litologia; Densidade de lineamentos; Cobertura vegetal fracionária; Distribuição de terraços.

De acordo com Mohebzadeh et al. (2022), as variáveis que mais afetam a qualidade dos GESM são os atributos topográficos primários, as propriedades hidrológicas e os fatores

antropogênicos. Em levantamento bibliográfico¹, foi possível verificar que as variáveis mais empregadas foram elevação, declividade, uso e ocupação do solo, distância de rios, TWI, orientação da vertente, curvaturas horizontal e vertical, densidade de drenagem e litologia, demonstrando maior ênfase nos elementos topográficos e hidrológicos associados ao uso e cobertura dos solos nos estudos.

No entanto, apesar do consenso de que tais fatores são fundamentais para a qualidade das pesquisas em GESM, as pesquisas não demonstraram consenso na ordem de importância das variáveis. Nesse sentido, estudos que empregaram diferentes algoritmos para uma mesma área puderam encontrar diferentes valores para a importância de atributos em cada modelo, a depender de seu ajuste (Bouramtane et al., 2022; Marques Filho et al., 2024; Mohebzadeh et al., 2022).

Além disso, ao comparar estudos internacionais distintos, verifica-se uma diversidade de composições paisagísticas analisadas, podendo abranger áreas de clima árido e semiárido iranianas e marroquinas, podendo incluir, em alguns casos, áreas montanhosas (Azareh et al., 2019; Hitouri et al., 2022; Pourghasemi et al., 2017; Rahmati et al., 2016, 2022), áreas de baixas montanhas com clima influenciado por monções na China (Liu et al., 2023; Wang et al., 2022), paisagens montanhosas de clima mediterrâneo na Itália (Conoscenti et al., 2014) e áreas de clima tropical úmido na República Democrática do Congo (Chuma et al., 2023), entre outras.

Nesse sentido, a comparabilidade dos resultados de suscetibilidade e o grau de importância de cada variável torna-se complexa, mesmo ao compararmos os estudos realizados no Brasil. Os quatro modelos empregados por Marques Filho et al. (2024), para a bacia do Piraí, no Rio de Janeiro, por exemplo, obtiveram maior nível de importância para a variável de lineamentos, em razão do contexto morfoestrutural da área, ao passo que para os resultados obtidos por Bouramtane et al. (2022), no Mato Grosso do Sul, e por Lana et al. (2022), apresentaram maior importância para fatores como litologia, altitude, precipitação, uso e cobertura do solo e distância de estradas, havendo variação de um modelo para outro.

Outra consideração importante em relação aos fatores geoambientais é a necessidade da avaliação de possíveis problemas de multicolinearidade, em razão do grande número de variáveis elencadas (Mohebzadeh et al., 2022; Pourghasemi et al., 2017). Tais problemas

¹ (Amiri et al., 2019; Arabameri et al., 2018; Bouramtane et al., 2022; Chakraborty et al., 2022; Chuma et al., 2023; Conoscenti et al., 2014; Garosi et al., 2019; Gayen et al., 2019; Han; Guzman; Chu, 2022; Hitouri et al., 2022; Lana; Castro; Lana, 2022; Liu et al., 2023; Marques Filho et al., 2024; Mehrabi et al., 2023; Pourghasemi et al., 2017; Rahmati, 2017; Rahmati et al., 2016, 2022; Were et al., 2023; Zabihi et al., 2018)

surtem na presença de alta correlação entre as variáveis explicativas, podendo levar a erros de estimativas, *overfitting*, aumento da complexidade do modelo e redução de sua acurácia (Ageenko et al., 2022; Mohebzadeh et al., 2022). Para a sua avaliação, são comumente empregados o índice de correlação de Pearson e os indicadores estatísticos de tolerância (TOL) e fator de inflação de variância (VIF), que se encontram mais bem detalhados no capítulo referente à Metodologia (seção 4.3.3).

A comparabilidade dos resultados tende a ser maior no emprego da metodologia e da avaliação dos indicadores de desempenho dos modelos empregados, através do emprego de índices como Acurácia, Kappa, Precision, Recall, F1-Score e os valores de área sob a curva da curva (AUC) de ROC (*Receiver Operating Characteristic*) (Mohebzadeh et al., 2022).

Em relação aos algoritmos empregados, o Random Forest (RF) se configura como um dos mais utilizados e com maior desempenho na maior parte dos estudos (Amiri et al., 2019; Bouramtane et al., 2022; Garosi et al., 2019; Gayen et al., 2019; Lana; Castro; Lana, 2022; Marques Filho et al., 2024; Rahmati, 2017; Were et al., 2023). Nesse sentido, os autores (Lana; Castro; Lana, 2022) argumentam que a boa performance do RF se deve a vantagens advindas de sua arquitetura, a qual permite maior capacidade de trabalho com maiores bases de dados, alta capacidade de reconhecimento de relações não-lineares e de determinação da importância das variáveis.

No entanto, alguns algoritmos também se destacaram em relação a seu desempenho, tais como os modelos baseados em Redes Neurais Artificiais Multilayer Perceptron (ANN), Support Vector Machine (SVM), Frequency Ratio (FR), Logistic Regression (LR) e Weight of Evidence (WofE) (Conoscenti et al., 2014; Gayen et al., 2019; Pourghasemi et al., 2017; Rahmati, 2017; Zabihi et al., 2018).

4 METODOLOGIA

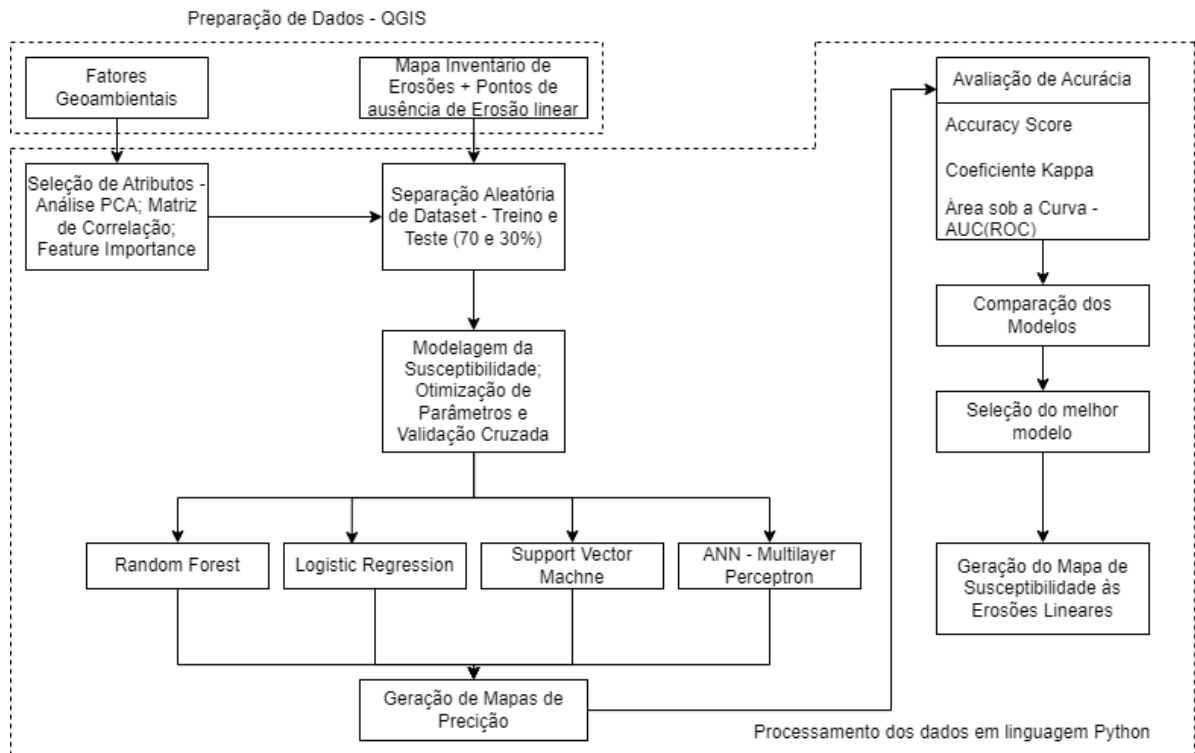
4.1 Delineamento do estudo

O presente estudo encontra-se representado no Fluxograma na Figura 7, podendo ser subdividido em três etapas:

1. Preparação de dados geoespaciais, incluindo a elaboração de mapas de fatores geoambientais que controlam os processos erosivos lineares, selecionados a partir da literatura, considerando sua correlação às erosões lineares, e a elaboração do mapa inventário de erosões. Essa etapa incluiu, além da revisão de literatura e de mapas em escalas nacional e regional, o levantamento de dados de imagens de satélite e de dados secundários, levantamento e processamento de dados topográficos e morfométricos a partir de Modelos Digitais de Elevação (CopDEM30) e a realização de interpretação aerofotogramétrica e estereoscópica de anáglifos e trabalhos de campo, para levantamento e validação dos dados. Os dados geoespaciais foram organizados processados no *software* de Sistemas de Informações Geográficas (SIG) QGIS.
2. Processamento dos dados geoespaciais, através de bibliotecas da linguagem de programação Python, para a elaboração dos modelos de mapeamento de suscetibilidade às erosões lineares. Nessa etapa, foram realizadas:
 - a. Seleção de atributos a partir da Análise PCA, Matriz de Correlação, *Feature Importance* (Importância de Atributos) e Análise de Multicolinearidade.
 - b. Separação aleatória do conjunto de dados (*Dataset*) para treino e teste, na proporção de 70 e 30%, respectivamente.
 - c. Modelagem da suscetibilidade, incluindo a otimização de hiperparâmetros e validação cruzada, empregando os algoritmos Random Forest (RF), Logistic Regression (LR), Support Vector Machine (SVM) e Redes Neurais Artificiais Multilayer Perceptron (ANN-MLP)
 - d. Avaliação da precisão dos modelos através dos indicadores de Accuracy, Precision, Recall, F-1 Score, Kappa Cohen e Área sob a Curva (AUC-ROC), além da representação gráfica dos valores de AUC-ROC e da Matriz de Confusão.
 - e. Comparação dos modelos a partir da avaliação da precisão e seleção do modelo mais preciso.

3. Elaboração dos mapas temáticos de suscetibilidade no *software* QGIS, para a adequação da simbologia, preparação de *layout* de impressão adequado, com a inclusão de elementos e convenções cartográficas necessárias (legenda, seta norte, escala, projeção, entre outras informações).

Figura 7 - Fluxograma de elaboração do Mapa de Suscetibilidade a Erosões Lineares da pesquisa



Elaborado pelo autor (2024).

Em relação às escalas espaciais e temporais, adotou-se como ponto de partida a escala de 1:25.000, considerada de (semi)detalhe para estudos de mapeamento geomorfológico, e a primeira metade da década de 2020 como ponto de partida para registros de erosões lineares, processos morfodinâmicos e análises de uso e ocupação da terra na paisagem.

4.2 Coleta de dados e elaboração de mapas temáticos

4.2.1 Seleção de fatores geoambientais

A seleção das variáveis de fatores geoambientais na presente pesquisa, descritas no Quadro 1, teve como critérios a disponibilidade dos dados de sensoriamento remoto em escala/resolução adequada, a adequação à área estudada e aos objetivos propostos na pesquisa e sua importância para a elaboração do mapa de suscetibilidade.

Quadro 1 - Variáveis e fontes empregadas

Tipos de variáveis	Nome das variáveis	Resolução/Escala	Fonte de Dados
Atributos topográficos primários	Elevação	30m	CopernicusDEM
	Orientação das vertentes		
	Declividade		
	Rugosidade (<i>Roughness</i>)		
	Curvatura horizontal		
	Curvatura vertical		
Atributos topográficos secundários	Índice de Convergência (<i>Convergence Index</i>)	30m	CopernicusDEM
	Índice de Poder de Escoamento (<i>Stream Power Index - SPI</i>)		
	Índice de Heterogeneidade do Terreno (<i>Terrain Ruggedness Index - TRI</i>)		
	Índice de Umidade Topográfica (<i>Topographic Wetness Index - TWI</i>)		
	Índice de Posição Topográfica (<i>Topographic Position Index - TPI</i>)		
Fator antropogênico	Compartimentos geomorfológicos	1:25.000	Interpretação estereoscópica de anáglifo georreferenciado (GE Pro + StereoPhoto Maker + QGIS)
	Uso do solo e cobertura vegetal	30m	MapBiomass
Outros fatores	Classes de solos	1:25.000	Elaboração própria a partir de interpretação estereoscópica associada à declividade, dados de campo e levantamentos em escalas menos detalhadas

Elaborado pelo autor (2023).

Em relação às variáveis preditivas, foram utilizadas catorze na construção do conjunto de dados, que incluem elementos topográficos, geomorfológicos, pedológicos e antrópicos, cuja importância se dá conforme representado no Quadro 2.

Quadro 2 - Variáveis e seus respectivos significados no contexto da pesquisa

Variável	Significado, no contexto da análise de erosões lineares
Elevação	De acordo com a literatura, apresenta correlação positiva com a formação de erosões lineares, também influenciando na variabilidade espacial na distribuição da precipitação, vegetação e tipos de solos (Ageenko et al., 2022; Bouramtane et al., 2022; Saleem et al., 2019)
Declividade	Controla os processos morfopedogenéticos e a relação entre as taxas de infiltração e de escoamento, uma vez que declividades mais altas aumentam a velocidade dos fluxos de escoamento superficial, bem como encontra-se associada, na área, à ocorrência de solos mais rasos. (Bouramtane et al., 2022; Saleem et al., 2019)
Índice de heterogeneidade do Terreno (<i>Terrain Ruggedness Index - TRI</i>)	Medida quantitativa da heterogeneidade do terreno, calculado para cada localização em uma malha de 3x3 pixels. De forma semelhante à declividade, também controla taxas de infiltração e escoamento.

Rugosidade (<i>Roughness</i>)	Medida quantitativa da diferença entre altitudes de áreas adjacentes no terreno. Atua de forma semelhante à declividade e ao TRI.
Orientação da vertente (<i>Aspect</i>)	Indica a direção em que cada vertente se encontra majoritariamente exposta. Esse dado foi decomposto para cosseno e seno (Leste (<i>Easternness</i>) e Norte (<i>Northernness</i>), respectivamente), uma vez que no dado original, os valores de 0 e 360° possuem mesma orientação, em razão de ser um parâmetro circular (Ageenko et al., 2022; Hugonnet et al., 2022). A orientação da vertente também controla fatores como: “microclima, tempo de exposição solar, retenção de umidade, evapotranspiração, taxas de intemperismo, cobertura vegetal e processos denudacionais” (Bouramtane et al., 2022, p. 7, tradução nossa)
Índice de Posição Topográfica (TPI)	Expressa um parâmetro geomorfológico de forma numérica, em que valores negativos indicam áreas rebaixadas (i.e. vales, pequenas depressões, entre outros) e valores positivos indicam áreas elevadas (topos, morros, entre outros), em comparação à média das áreas adjacentes (Ageenko et al., 2022; Bouramtane et al., 2022).
Índice de Umidade Topográfica (<i>Topographic Wetness Index</i> – TWI):	Representa o acúmulo potencial de água na superfície na área de pesquisa, o qual reflete na distribuição dos pontos de saturação que podem resultar em <i>runoff</i> (Bouramtane et al., 2022; Choubin et al., 2019).
Índice de Poder de Escoamento (Stream Power Index – SPI)	Medida para mensurar a força erosiva dos fluxos de águas (Ageenko et al., 2022; Saleem et al., 2019), o qual encontra-se positivamente associado à ocorrência e intensificação de processos erosivos.
Curvatura Vertical Curvatura Horizontal	Representações numéricas da morfologia do terreno e seus impactos no escoamento subsuperficial da água (Arabameri et al., 2020b)
Índice de Convergência (<i>Convergence Index</i> , CI)	
Compartimentação Geomorfológica	Representação qualitativa da morfologia do terreno e encontram-se correlacionadas às dinâmicas de escoamento superficial e subsuperficial e infiltração das águas, além da ação das águas correntes em áreas de planícies e terraços fluviais e no balanço morfopedogenético. Além disso, na área de estudo, encontram-se fortemente correlacionadas às classes de solos.
Classes de Solos	Apresentam diferentes graus de erodibilidade e, por consequência, encontram-se associados à ocorrência e intensificação de processos erosivos.
Uso e ocupação do solo	Definem diferenças no impacto mecânico das precipitações, bem como a relação entre escoamento superficial, escoamento subsuperficial e infiltração de água nos solos, além de impactos de pisoteio do gado em áreas de pastagens, por exemplo.

4.2.2 Mapa Inventário de Erosões Lineares

Um mapa inventário de erosões lineares (*Gully Erosion Inventory Map* – GEIM) tem como função localizar e representar a distribuição espacial dessas feições na área de estudo e é elaborado a partir de pesquisas de campo e interpretação visual de imagens de alta resolução (Mohebzadeh et al., 2022).

Para a composição do mapa inventário, foram utilizados os dados do cadastro de erosões do estado de São Paulo, elaborado pelo IPT (2012). Aqui, considera-se vantajoso o emprego destes dados em razão da consistência da metodologia do cadastro, que inclui a interpretação visual a partir de orto-mosaicos da EMPLASA, caracterização (origem e forma de ocorrência),

classificação (erosões laminares, ravinas, voçorocas) e sistematização das erosões em áreas urbanas e rurais no estado (IPT, 2012).

Através do Mapeamento Geomorfológico, também foi possível a observação e o registro através de vetores a presença de algumas erosões lineares, para além dos presentes nos dados do IPT (2012). Essas feições delineadas na pesquisa foram convertidas e acrescidas ao mapa inventário de erosões lineares. Assim, foi possível atualizar as informações de 2012 ao contexto contemporâneo.

4.2.3 Mapas de Atributos Topográficos

Os mapas de atributos topográficos primários e secundários, à exceção dos compartimentos geomorfológicos, foram elaborados a partir do processamento de dados do Modelo Digital de Elevação (MDE) CopernicusDEM, com 30m de resolução espacial, disponibilizados gratuitamente através da plataforma PANDA, da Agência Espacial Europeia.

Após a obtenção do arquivo *raster*, referente ao MDE, foi necessário realizar a reprojeção para a Universal Transversa de Mercator WGS84 Fuso 22K, para que os dados correspondessem à unidade de medidas em metros e pudessem ser recortados através de uma camada vetorial de máscara, indicando a delimitação da área de pesquisa.

Vale ressaltar que o uso do sistema de referência WGS84 foi adotado em detrimento do sistema SIRGAS2000, usualmente mais indicado ao Brasil, em razão de os dados de elevação terem performado com maior precisão no sistema em que foram disponibilizados, evitando erros no processamento dos mapas derivados.

Os dados referentes à elevação, orientação das vertentes, declividade, curvatura horizontal, curvatura vertical, Stream Power Index (SPI), Terrain Rudgness Index (TRI), Topographic Wetness Index (TWI), Topographic Position Index (TPI) e Roughness foram processados em linguagem Python, com o uso das bibliotecas Rasterio, RichDEM, NumPy e GDAL.

Em relação à orientação das vertentes, o dado obtido trata-se de um raster com valores de 0° a 360°, que representam os azimutes aos quais as vertentes se voltam. Assim, se voltam às direções, respectivamente: 0° ao norte, 90° ao leste, 180° ao sul e 270° ao oeste (Perry et al., 2024).

Para o uso mais adequado da orientação nos modelos de suscetibilidade às erosões lineares, esse mapa foi derivado para orientação ao norte (*northernness*) e orientação ao leste (*easterness*). Assim, os dados de orientação de vertentes foram convertidos de graus para radianos, e calculados, através da biblioteca NumPy, os valores de seno e cosseno para cada pixel, representando a orientação ao leste e a orientação ao norte, respectivamente.

O cálculo do índice TRI se dá pela equação (3), em que z_{ij} representa a elevação de cada célula vizinha à célula central e z_{00} representa a elevação da célula central (Riley; Gloria; Elliot, 1999).

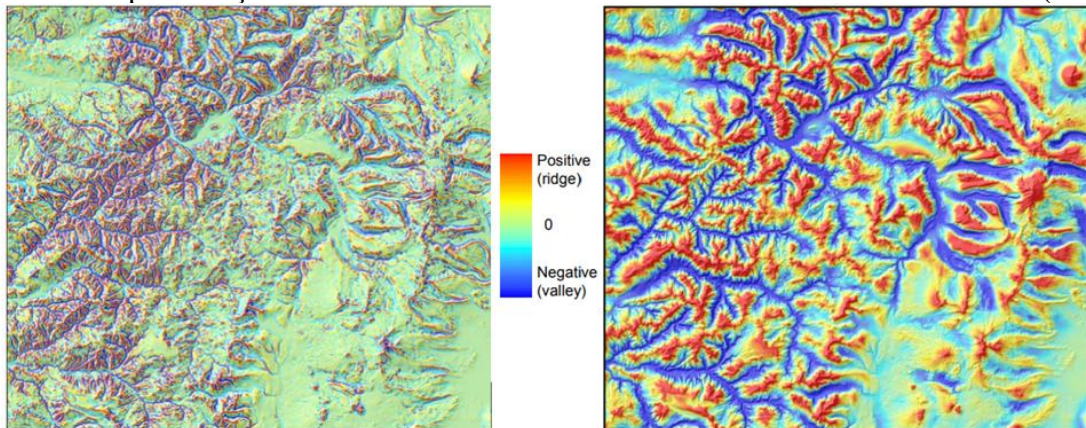
$$TRI = \left[\sum (z_{ij} - z_{00})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

Já o índice de TPI é obtido pela equação (4), em que z_0 é a elevação no ponto central e $\bar{z}$ é a elevação média em seu entorno, com um raio pré-determinado R (Weiss, 2001). Os resultados indicam a ocorrência de vales nos valores negativos e de áreas elevadas nos valores positivos, conforme pode ser visualizado na Figura 8.

$$TPI = z_0 - \bar{z} \quad (4)$$

$$\bar{z} = \frac{1}{n_R} \sum_{i \in R} z_i \quad (5)$$

Figura 8 - Representação dos valores de TPI em duas escalas distintas. Fonte: Weiss (2001).



Os valores de *Roughness* (rugosidade) foram obtidos através dos algoritmos GDAL. O dado é definido como o maior valor da diferença entre um pixel central e suas células adjacentes (Shapiro et al., 1993).

Para o cálculo dos índices de TWI e SPI (Beven; Kirby, 1979; Moore; Wilson, 1992; Sørensen; Zinko; Seibert, 2006), foi necessário realizar os passos de preenchimento de depressões (*Fill Depressions*), acumulação de fluxos (*Flow Accumulation*), direção de fluxos (*Flow Width*) e área de captação (*Total Catchment Area*) e o cálculo de TWI e SPI através das equações (6) e (7):

$$TWI = \ln \left(\frac{a}{\tan \beta} \right) \quad (6)$$

$$SPI = \ln [(a + 0.001) * \left(\frac{\beta}{100} \right) + 0.001] \quad (7)$$

Em que:

a : razão entre os valores de área de captação (*Total Catchment Area*) e a direção de fluxos (*Flow Width*)

β : declividade, em radianos

O mapa de Índice de Convergência (*Convergence Index*) foi elaborado no QGIS, através da ferramenta associada ao SAGA. O cálculo desse índice utiliza uma janela móvel de tamanho 3x3 para cada célula i , conforme a equação (8) (Kiss, 2004; Thommeret; Bailly; Puech, 2010):

$$CI = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i \right) - 90 \quad (8)$$

Em que θ_i representa o ângulo, em graus, entre a orientação da célula i e a direção ao centro, conforme representado na Figura 9. Os valores do índice variam de -90° (máxima convergência), 0 (vertentes planas) a 90° (máxima divergência).

Figura 9 – Cálculo do índice de convergência. Fonte: Thommeret et al. (2010)

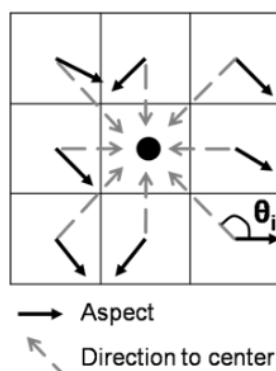
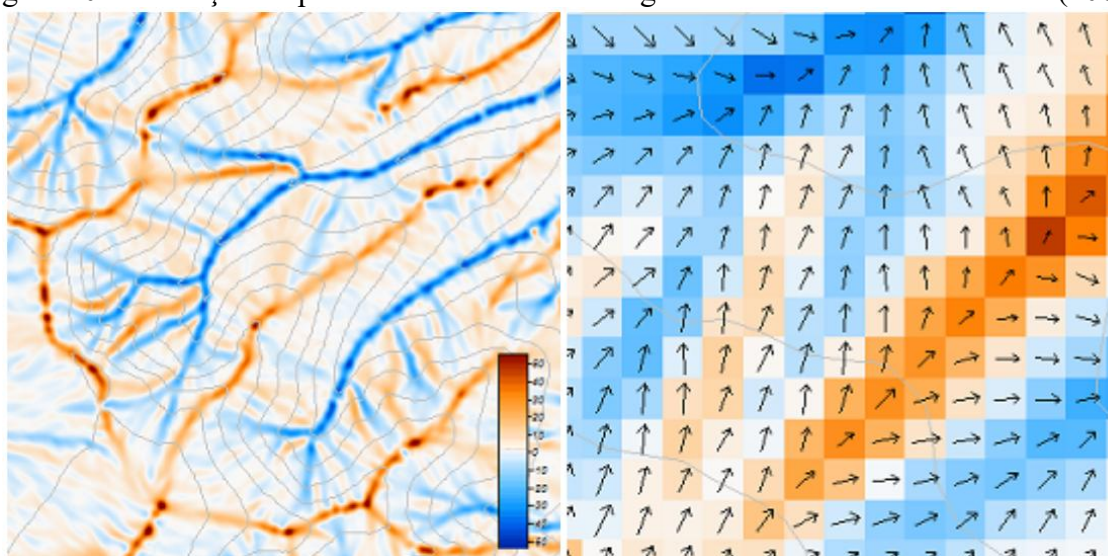


Figura 10 - Ilustração de pixels de Índice de Convergência. Fonte: SAGA-GIS Wiki (2001).



4.2.4 Mapeamento Geomorfológico

Mapas geomorfológicos são mapas temáticos complexos, em razão do emprego concomitante de dados qualitativos e quantitativos, do uso de três modos da implantação da informação (linear, pontual e zonal), das dificuldades apresentadas pela representação bidimensional de um objeto tridimensional (relevo) e da diversidade das formas e de gêneses das formas (Cunha, 2011).

Em razão de tal complexidade, encontra-se ainda inexistente um método unificado de legenda e padrões predefinidos de mapeamento, havendo uma diversidade de representações, principalmente em escalas de detalhe e semidetalhe (Argento, 2009; Florenzano, 2011; Marques Neto, 2020).

Nesse sentido, (Verstappen, 2011) afirma que à exceção da elaboração de séries de mapas de nível nacional ou internacional, que demandam uma padronização completa, faz-se

mais apropriado a aplicação de conceitos gerais, com flexibilidade para a adequação da metodologia e da legenda aos objetivos de pesquisa e das características da paisagem mapeada.

Assim, para melhor adequação às características da área e aos objetivos da pesquisa, tomou-se como base os dois primeiros níveis de abordagem de (Ab'Sáber, 1969) para a caracterização geomorfológica e como referências principais para o mapeamento geomorfológico (Tricart, 1965; Verstappen; Zuidam, 1975), bem como trabalhos realizados por Nunes et al. (2014); Nunes (2002); Nunes; Freire; Perez (2006), havendo adaptações para a área de estudo (Figura 11).

Figura 11 - Simbologias empregadas no mapa geomorfológico. Elaborado por Nunes (2023).
Legenda:

COMPARTIMENTOS DE RELEVO				
			Topos suavemente ondulados das colinas convexizadas	
			Domínio das vertentes côncavas, convexas e retilíneas	
			Planícies aluviais	
ELEMENTOS	DENOMINAÇÃO		SÍMBOLO	
Formas de Vertente e Interflúvios	Vertentes	Côncava		Verstappen e Zuidam (1975)
		Convexa		Verstappen e Zuidam (1975)
		Retilínea		Verstappen e Zuidam (1975)
		Ruptura de declive acentuada		Tricart (1965)
		Ruptura de declive suave		Tricart (1965)
		Caimento topográfico		Tricart (1965)
	Feições erosivas	Morro Residual		Verstappen e Zuidam (1975)
		Linha de cumeada		Tricart (1965)
		Colo topográfico		Tricart (1965)
		Afloramento do aquífero freático suspenso		Adaptado de Tricart (1965)
		Sulcos		Tricart (1965)
		Ravinas		Tricart (1965)
Ações das Águas Correntes		Voçoroca		Tricart (1965)
		Canal fluvial		Tricart (1965)
		Fundo de vale encaixado		Tricart (1965)
		Fundo de vale plano		Tricart (1965)
		Área de acumulação de planície e terraço fluvial		Adaptado de Tricart (1965)
	Topografia	Curvas de nível		Convenção cartográfica
Modelado Antrópico		Açude		Convenção cartográfica
		Terraços agrícolas		Adaptado de Verstappen e Zuidam (1975)
		Área urbana		Convenção cartográfica
		Rodovias		Convenção cartográfica

A escala de mapeamento de detalhe adotada foi de 1:25.000. Para a obtenção de dados para análise estereoscópica e a elaboração do mapa geomorfológico, serão realizados os seguintes passos (Figura 12):

1. Geração de Mosaico de Anáglifos a partir de imagens do Google Earth (GE) Pro – adaptação da metodologia de Miyazaki e Oliveira (2020). Em razão do tamanho da área de pesquisa, o procedimento foi realizado em uma grade de 24 quadrantes. Essa etapa se subdivide em:

- a. Geração da grade com quadrantes de 10x10 km no QGIS em formato de *shapefile* e importação em formato KMZ no GE.
 - b. Exportação de pares de imagem (esquerda e direita) no GE de cada quadrante, com *software* seguindo as configurações recomendadas por (Miyazaki; Gomes, 2021) (Figura 13).
 - c. Formação de anáglifos de cada quadrante a partir dos pares estereoscópicos no *software* StereoPhoto Maker e exportação em formato JPEG.
2. Georreferenciamento de cada anáglifo no *software* QGIS através de pontos comuns, utilizando um mosaico de imagens de alta resolução do CBERS 4A, câmera WPM, banda Pancromática como referência.
3. Interpretação estereoscópica do relevo com o uso de óculos para visualização 3D (Ciano-Vermelho).
4. Vetorização de compartimentos e feições geomorfológicas no QGIS, tendo como referência as simbologias de Nunes et al. (2014); Nunes (2002); Nunes; Freire; Perez (2006); Silva; Souza; Lupinacci (2022); Simon (2010), com base nas chaves de interpretação representadas na Figura 14, e a delimitação dos domínios de vertentes côncavas, convexas e retilíneas com base em Savigear (1965).

Foram realizados trabalhos de campo de forma sistemática no decorrer da pesquisa e de acordo com as necessidades apresentadas, nos quais foram percorridos cinco trechos compreendendo estradas pavimentadas e vicinais (terra), sendo possível atualizar e verificar os dados mapeados, bem como coletar materiais e informações que não estão disponíveis nas bases cartográficas.

Figura 12 - Síntese de passos para a obtenção de dados para análise estereoscópica e mapeamento de feições e compartimentos geomorfológicos. Elaborado pelo autor (2024).

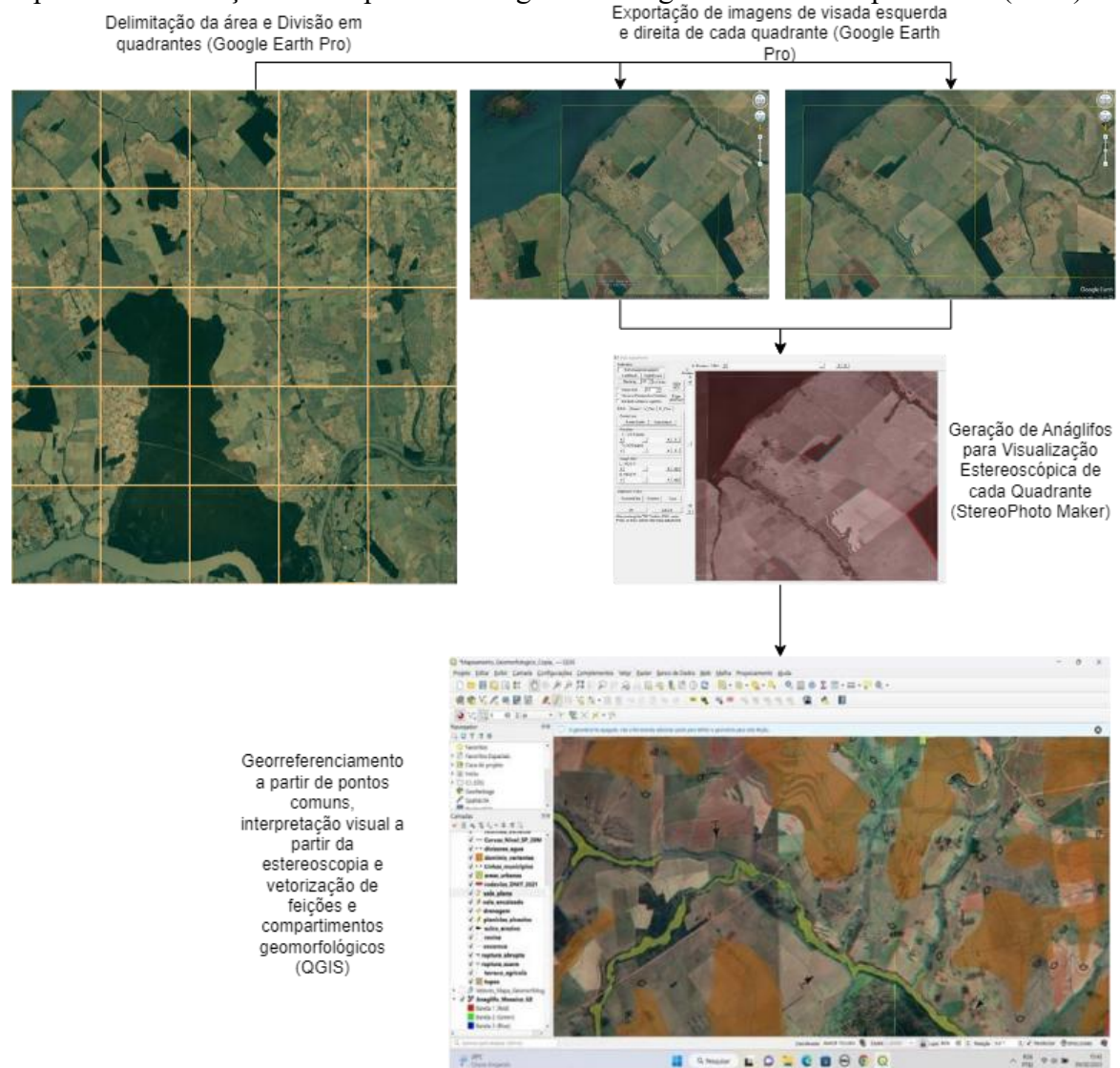


Figura 13 - Configurações do Google Earth Pro

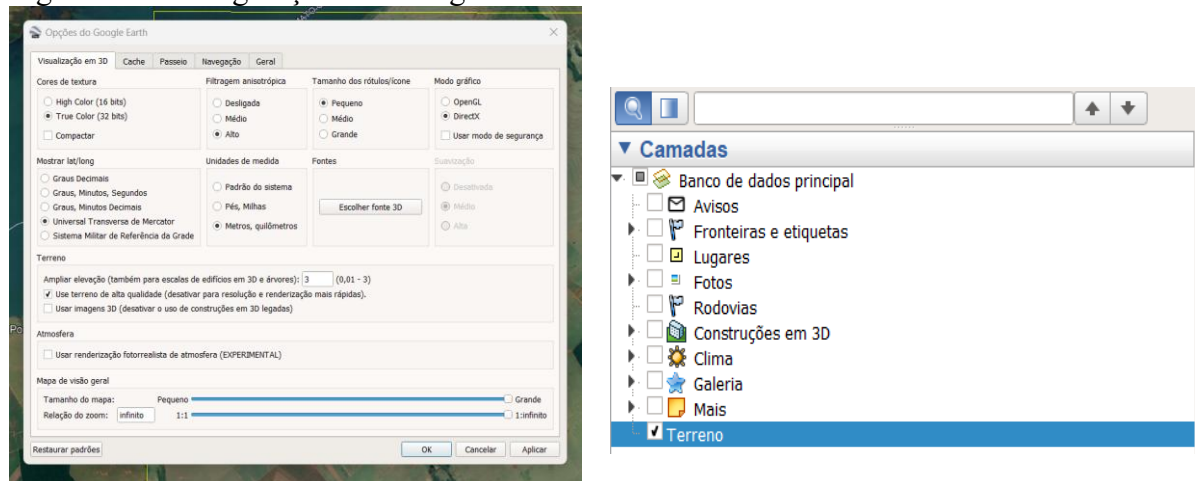


Figura 14 - Simbologias e Chaves de Interpretação para Feições no Mapeamento Geomorfológico. Fonte: Google Earth (2025). Modificado e elaborado pelo autor (2025).

Denominação	Símbolo	Chave de Interpretação	Denominação	Símbolo	Chave de Interpretação
Vertente Côncava			Ruptura de declive acentuada		
Vertente Convexa			Ruptura de declive suave		
Retilínea			Caimento topográfico		
Terraços Agrícolas			Morro Residual		
Divisores de água			Colo Topográfico		
Afloramento de Aquífero			Lagos		
Sulcos			Ravinas		
Voçorocas			Fundo de vale encaixado		
Açude			Fundo de vale plano		

4.2.5 Esboço Simplificado das Principais Classes de Solos

O esboço simplificado das principais classes de solos foi realizado no QGIS, através da correlação entre os dados do mapa pedológico do Brasil, de escala 1:250.000 (IBGE, 2021a), recortado para a área de pesquisa, do mapa geomorfológico e de declividade elaborados na pesquisa, bem como dados de trabalho de campo, incluindo pontos de observação.

Os dados foram associados e adaptados às classes de solos propostas por (Trentin, 2011), da seguinte forma:

1. Solos rasos a bem desenvolvidos em colinas arenosas → Solos desenvolvidos
2. Solos rasos a bem desenvolvidos em rochas areníticas → Solos rasos a desenvolvidos
3. Solos rasos de altitudes elevadas → Solos rasos
4. Solos hidromórficos → Solos hidromórficos

A partir das associações, a caracterização foi feita em ordens (1º nível categórico) estendida às subordens (2º nível categórico) do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SIBCS) (Santos et al., 2018), da seguinte forma:

1. Solos desenvolvidos → associação Latossolos
2. Solos rasos a desenvolvidos → associação Argissolos
3. Solos rasos → associação Neossolos Litólicos
4. Solos hidromórficos → associação Planossolos e Gleissolos

4.2.6 Mapas de Uso da Terra e Cobertura Vegetal

Para o mapa de uso da terra e cobertura vegetal, foram utilizados os dados de uso e ocupação dos solos disponibilizados pelo MapBiomas, Coleção 8, referentes ao ano de 2022, adaptados para a área de pesquisa. As informações foram obtidas da plataforma e baixadas através dos códigos para Earth Engine em formato GeoTiff. A classificação utilizada como referência, bem como as legendas e as cores, apresenta-se conforme representado na Figura 15.

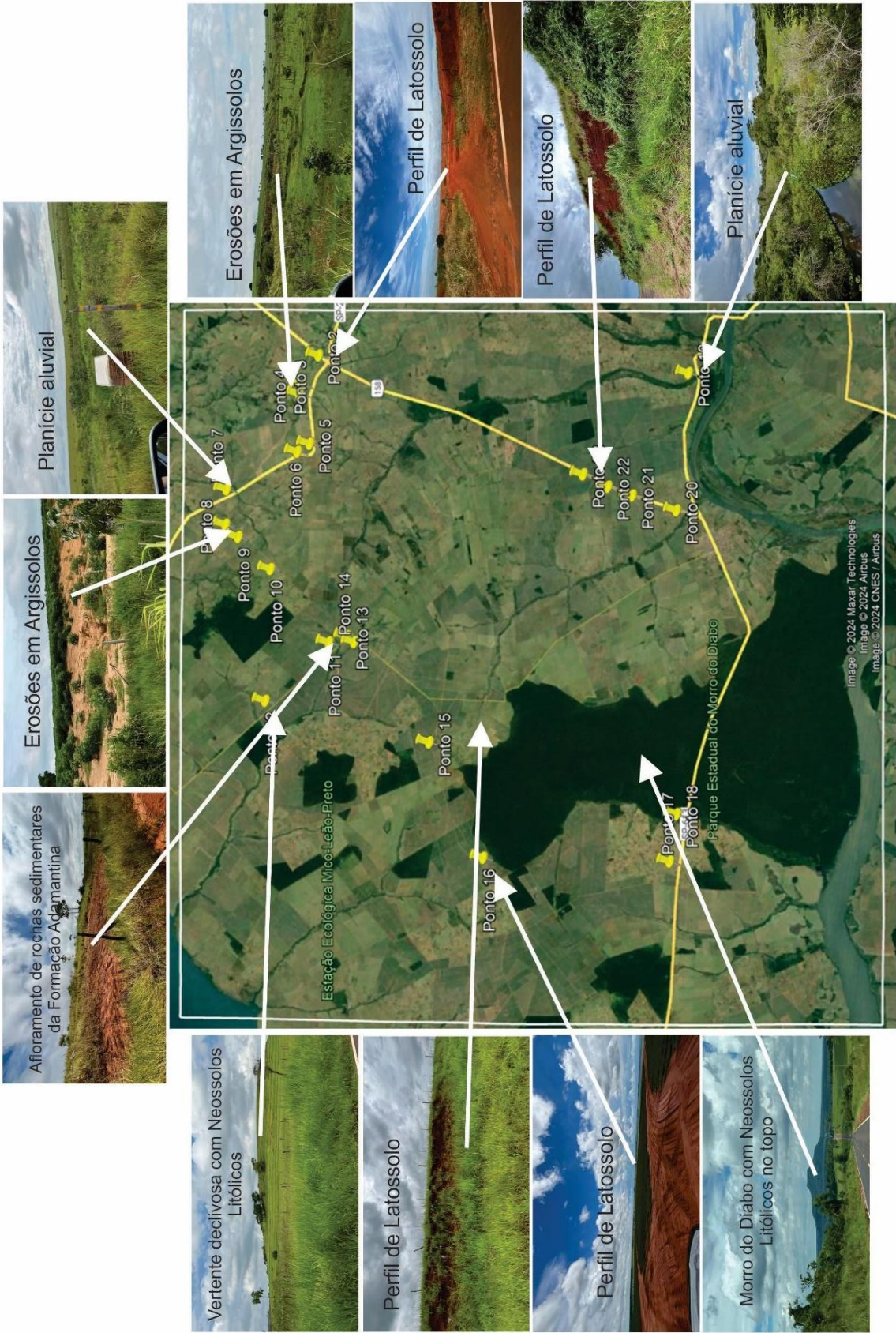
Figura 15 - Códigos de legenda para uso e ocupação do solo na coleção 8 do MapBiomias.
Fonte: (Souza et al., 2020).

 Códigos da legenda para os valores de pixel na Coleção 8 do MapBiomias				
COLEÇÃO 8 - CLASSES	COLLECTION 8 - CLASSES	New ID	New Hexacode Number	New Color
1. Floresta	1. Forest	1	#32a65e	
1.1 Formação Florestal	1.1. Forest Formation	3	#1f8d49	
1.2. Formação Savânica	1.2. Savanna Formation	4	#7dc975	
1.3. Mangue	1.3. Mangrove	5	#04381d	
1.4. Floresta Alagável (beta)	1.4. Floodable Forest (beta)	6	#026975	
1.5. Restinga Arbórea	1.5. Wooded Sandbank Vegetation	49	#02d659	
2. Formação Natural não Florestal	2. Non Forest Natural Formation	10	#ad975a	
2.1. Campo Alagado e Área Pantanosa	2.1. Wetland	11	#519799	
2.2. Formação Campestre	2.2. Grassland	12	#d6bc74	
2.3. Apicum	2.3. Hypersaline Tidal Flat	32	#fc8114	
2.4. Afloramento Rochoso	2.4. Rocky Outcrop	29	#ffaa5f	
2.5. Restinga Herbácea	2.5. Herbaceous Sandbank Vegetation	50	#ad5100	
2.6. Outras Formações não Florestais	2.6. Other non Forest Formations	13	#d89f5c	
3. Agropecuária	3. Farming	14	#ffffb2	
3.1. Pastagem	3.1. Pasture	15	#edde8e	
3.2. Agricultura	3.2. Agriculture	18	#e974ed	
3.2.1. Lavoura Temporária	3.2.1. Temporary Crop	19	#c27ba0	
3.2.1.1. Soja	3.2.1.1. Soybean	39	#f5b3c8	
3.2.1.2. Cana	3.2.1.2. Sugar cane	20	#db7093	
3.2.1.3. Arroz	3.2.1.3. Rice	40	#c71585	
3.2.1.4. Algodão (beta)	3.2.1.4. Cotton (beta)	62	#ff69b4	
3.2.1.5. Outras Lavouras Temporárias	3.2.1.5. Other Temporary Crops	41	#f54ca9	
3.2.2. Lavoura Perene	3.2.2. Perennial Crop	36	#d082de	
3.2.2.1. Café	3.2.2.1. Coffee	46	#d68fe2	
3.2.2.2. Citrus	3.2.2.2. Citrus	47	#9932cc	
3.2.2.3. Dendê (beta)	3.2.2.3. Palm Oil (beta)	35	#9065d0	
3.2.2.4. Outras Lavouras Perenes	3.2.2.4. Other Perennial Crops	48	#e6ccff	
3.3. Silvicultura	3.3. Forest Plantation	9	#7a5900	
3.4. Mosaico de Usos	3.4. Mosaic of Uses	21	#ffefc3	
4. Área não Vegetada	4. Non vegetated area	22	#d4271e	
4.1. Praia, Duna e Areal	4.1. Beach, Dune and Sand Spot	23	#ffa07a	
4.2. Área Urbanizada	4.2. Urban Area	24	#d4271e	
4.3. Mineração	4.3. Mining	30	#9c0027	
4.4. Outras Áreas não Vegetadas	4.4. Other non Vegetated Areas	25	#db4d4f	
5. Corpo D'água	5. Water	26	#0000ff	
5.1 Rio, Lago e Oceano	5.1. River, Lake and Ocean	33	#2532e4	
5.2 Aquicultura	5.2. Aquaculture	31	#091077	
6. Não observado	6. Not Observed	27	#ffffff	

4.2.7 Trabalhos de Campo

Ao longo da pesquisa, foram realizados extensivos trabalhos de campo, percorrendo diferentes setores, de forma a desenvolver a análise, validar e atualizar os dados obtidos nos mapeamentos e caracterizações de geomorfologia, pedologia e de uso e ocupação da terra e cobertura vegetal, bem como dos resultados referentes à suscetibilidade a erosões lineares. A Figura 16 representa os trajetos percorridos em um dos campos realizados no ano de 2024. A escolha dos trajetos se deu pelas características da paisagem e pela logística de percorrimento de rodovias e estradas pavimentadas e não-pavimentadas.

Figura 16 - Setores percorridos com pontos de observação em campo, para análise de solos.
Fonte: Trabalho de campo (2024).



4.3 Processamento dos dados

4.3.1 Algoritmos empregados

Para a escrita dos códigos e organização dos notebooks em ambiente do Google Colab, tomou-se como base o trabalho de Ageenko et al. (2022), os quais empregaram algoritmos e dados semelhantes para elaboração de seu modelo de suscetibilidade a deslizamentos e disponibilizaram gratuitamente os códigos de forma aberta, na plataforma GitHub, utilizando linguagem Python.

Na presente pesquisa, foram utilizados os algoritmos Random Forests (RF), Logistic Regression (LR), Support Vector Machine (SVM) e as Redes Neurais Artificiais Multilayer Perceptron (MLP), os quais encontram-se descritos a seguir.

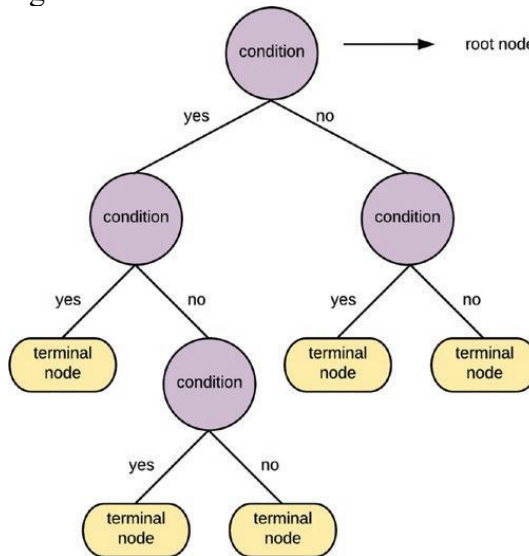
4.3.1.1 Random Forests (RF)

O algoritmo Random Forests, proposto por Breiman (2001), se trata de uma combinação de previsões de múltiplas árvores de decisão, as quais utilizam subconjuntos aleatórios de dados de treino em cada uma delas (Breiman, 2001). O processo em questão pode ser utilizado tanto para tarefas de classificação quanto de regressão (BREIMAN, 2001). Em relação às vantagens desse algoritmo, se destacam:

- (i) é um algoritmo robusto que evita o *overfitting*, (ii) possui baixo viés e baixa variância em razão da computação da média de um grande número de árvores de decisão, (iii) fornece boa estimativa de erros utilizando dados *out-of-bag* (OOB), e (iv) fornece maior performance de estimativa (Mohebzadeh et al., 2022, p. 5, tradução nossa)

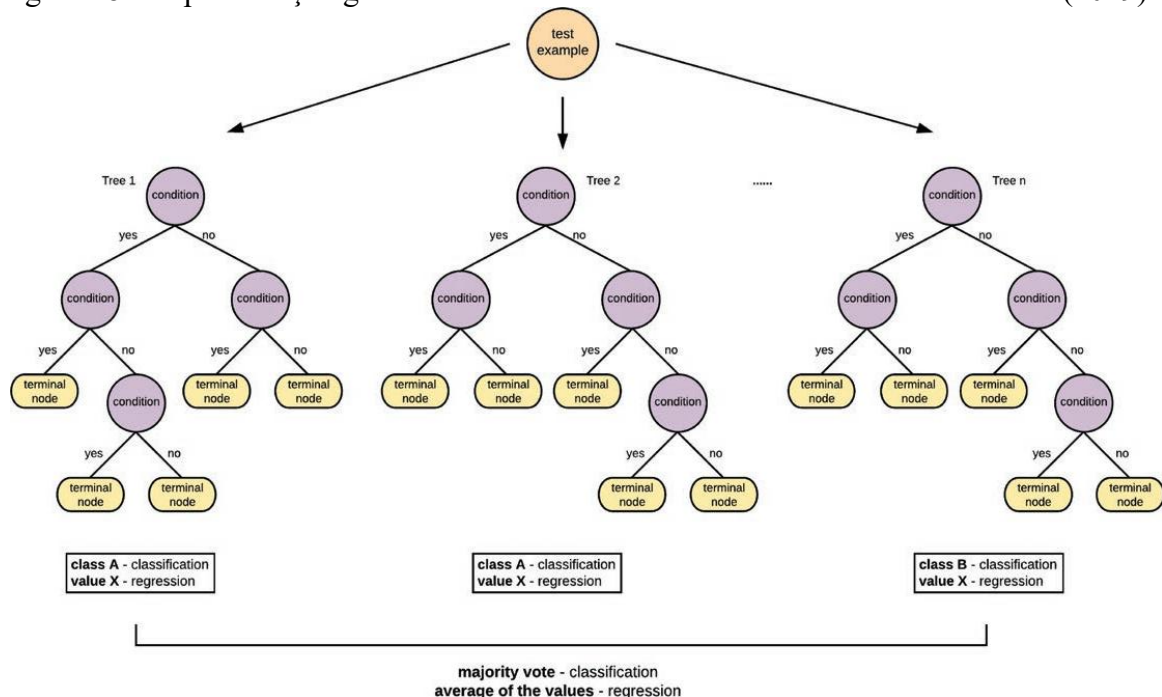
As árvores de decisão (Figura 17), também conhecidas como árvores de classificação e regressão (*classification and regression trees*, CART), podem ser representadas graficamente por ramos e nós, em que o nó no topo é chamado de raiz e os ramos conectam nós às camadas inferiores, seguindo até o nó terminal (Bisong, 2019).

Figura 17 - Representação gráfica de uma árvore de decisão. Fonte:(Bisong, 2019).



Com o emprego de múltiplas árvores de decisão, o algoritmo de Random Forests realiza a predição a partir da média dos *outputs* de diferentes árvores, no caso de modelos de regressão, ou a partir do maior número de votos, no caso de modelos de classificação (BISONG, 2019). Sua representação gráfica encontra-se na Figura 18.

Figura 18 - Representação gráfica de modelo de Random Forests. Fonte: BISONG (2019).

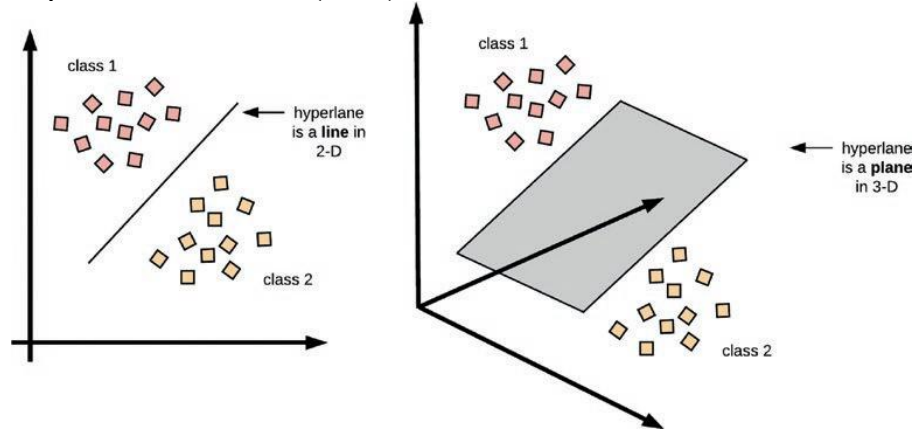


4.3.1.2 Support Vector Machine (SVM)

O algoritmo Support Vector Machine (SVM) é um conjunto de métodos de aprendizado supervisionado que pode ser utilizado para classificação, regressão e detecção de *outliers* (Buitnick et al., 2013). Trata-se de uma técnica de aprendizado supervisionado que utiliza dados

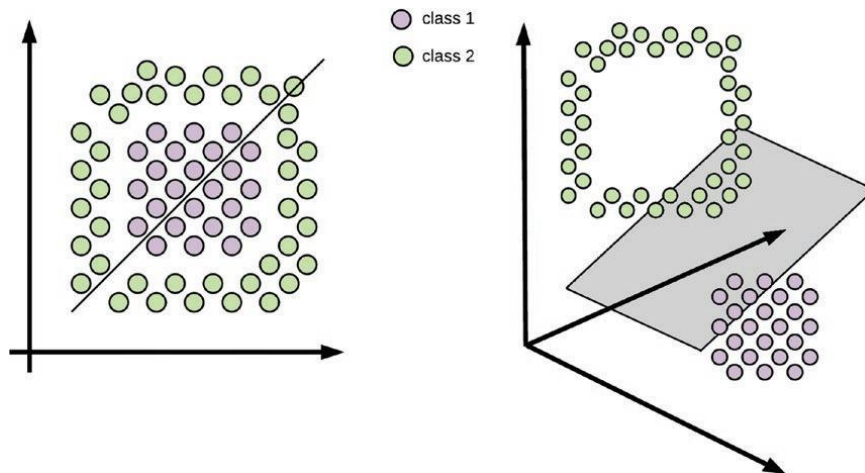
de treino para prever e generalizar dados separando-os com o uso de hiperplanos, os quais são estimados de forma que a margem dos dados de treino mais próximos é maximizada em ambos os lados do hiperplano (Ageenko et al., 2022; Kuhn; Johnson, 2013).

Figura 19 - Representação de um hiperplano 2D em linha e representação de hiperplano em 3D como um plano. Fonte: Ekaba (2019).



Os classificadores SVM podem empregar um *kernel* não-linear para o suporte de decisão e o estabelecimento do hiperplano em dados não-lineares (Bisong, 2019). Uma ilustração gráfica encontra-se representada na Figura 20.

Figura 20 - Representação gráfica. O primeiro gráfico mostra um discriminante linear em dados não-lineares. O segundo gráfico demonstra o emprego de um kernel não-linear para separação dos dados, adicionando uma dimensão extra ao espaço vetorial. Fonte: Bisong (2019).



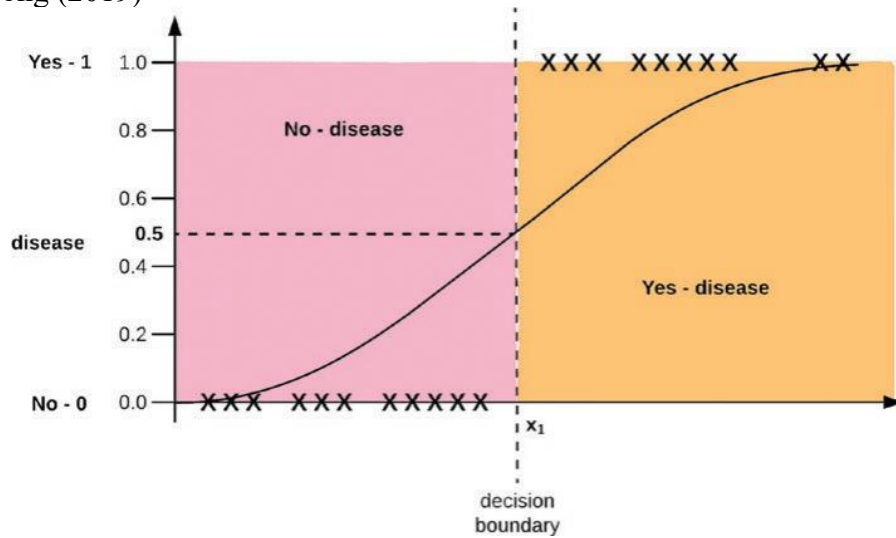
4.3.1.3 Logistic Regression (LR)

Logistic Regression (Regressão Logística) se baseia em uma teoria da regressão linear, que utiliza uma função de custo mais complexa definida como “função logística” (Ageenko et al., 2022). A função logística é formalmente escrita conforme a Equação (9) (Bisong, 2019):

$$h(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (9)$$

A representação gráfica da função logística, também chamada de função sigmoide, encontra-se na Figura 21.

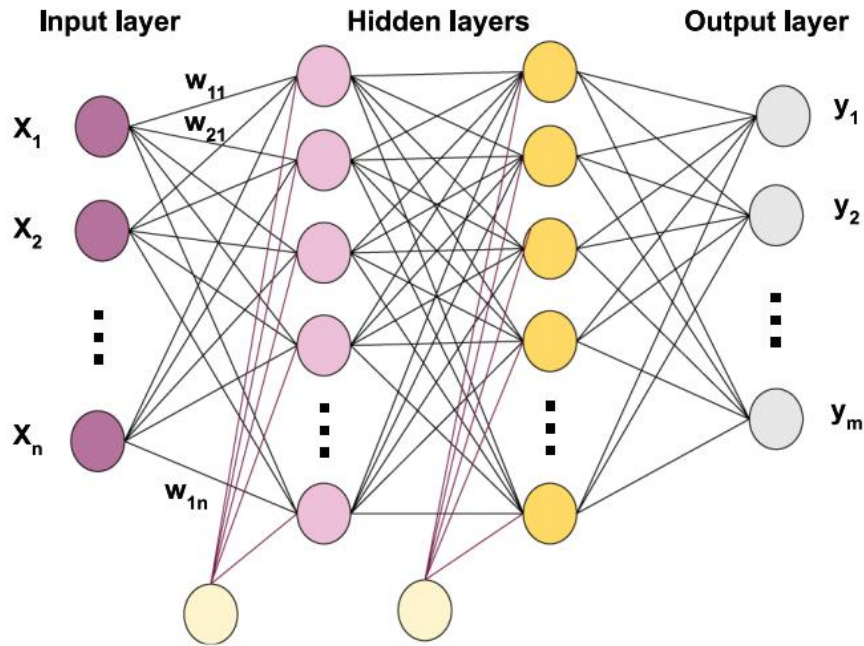
Figura 21 - Representação da função logística, para exemplo de limiar de decisão em classificação binária (presença ou ausência de doenças), a partir de variáveis categóricas. Fonte: Bisong (2019)



4.3.1.4 Redes Neurais Artificiais (ANN) e Multilayer Perceptron (MLP)

O Multilayer Perceptron (MLP) é um tipo de redes neurais artificiais (ANN) composto por múltiplas camadas, que incluem uma camada de entrada (*input*), camadas ocultas e uma camada de saída (*output*), em que cada camada contém um grupo de elementos de percepção (neurônios) (Chan et al., 2023; Popescu et al., 2009), conforme representado na Figura 22.

Figura 22 - Topologia de rede neural de Multilayer Perceptron, com duas camadas ocultas.
Fonte: Chan et al. (2023)



A camada de entrada apresenta n variáveis de entrada $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ e a cada de saída contem m variáveis de saída $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ e o total de parâmetros determináveis em um MLP se dá pela Equação (10), em que o número de nós ocultos h_i na i^a camada é N_h (CHAN et al., 2023):

$$n \cdot h_1 + \sum_{k=1}^{N_h-1} h_k + h_{k+1} + h_{N_h} \cdot n \quad (10)$$

4.3.2 Otimização de Hiperparâmetros e Validação Cruzada (K-Fold)

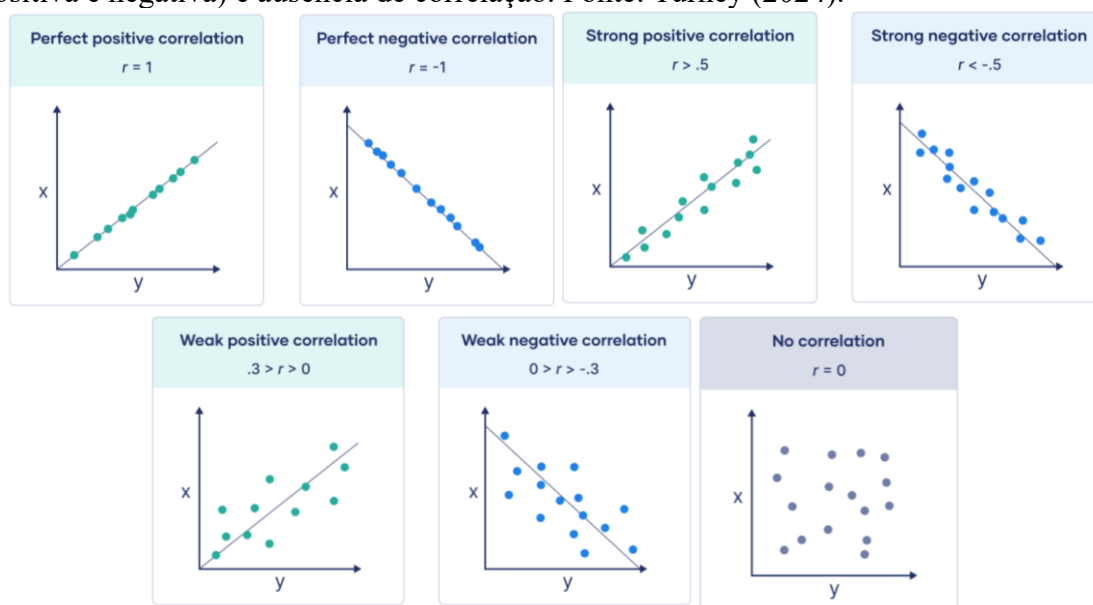
Na etapa de otimização de hiperparâmetros e validação cruzada, os modelos de aprendizado de máquina utilizam um conjunto de dados de treinamento para encontrar os parâmetros ótimos para a produção dos melhores resultados de predição (MOHEBZADEH et al., 2022). Nesse estudo, foram empregadas as técnicas de PCA, Matriz de Correlação de Pearson e Importância de Atributos.

A Análise de Componentes Principais (PCA) trata-se de uma técnica multivariada que transforma variáveis originais em um novo conjunto de componentes principais para elucidar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório que compreende p -variáveis aleatórias por meio de combinações lineares (Hongyu; Sandanielo; Oliveira Junior, 2015). Assim, é possível representar os dados de formas mais simples, identificando características subjacentes do conjunto (Ageenko et al., 2022).

4.3.3 Matriz de correlação e Análise de Multicolinearidade

O coeficiente de correlação de Pearson (r) trata-se de uma medida de associação linear entre as variáveis (Figueiredo Filho; Silva Junior, 2009; Turney, 2024), variando de -1 a 1, indicando correlação negativa ou positiva, respectivamente, e cujos extremos (-1 ou 1) indicam correlações lineares perfeitas, ao passo que o valor 0 indica ausência de relação linear (Figura 23).

Figura 23 - Representações gráficas ilustrativas dos valores de r indicando correlações perfeitas (positiva e negativa), correlações fortes (positiva e negativa), correlações fracas (positiva e negativa) e ausência de correlação. Fonte: Turney (2024).



Nesse sentido, o coeficiente foi aplicado entre as variáveis, representado em uma Matriz de Correlação e avaliados. Com base em Ageenko et al. (2022), os valores mais fortemente relacionados, a partir do limite de ± 0.75 foram removidos, no intuito de evitar variáveis redundantes e, consequentemente, uma perda na performance dos modelos.

A análise de multicolinearidade foi realizada em seguida, apresentando papel semelhante na seleção de variáveis. A multicolinearidade indica um elevado grau de intercorrelação linear entre as variáveis explicativas em um modelo de regressão múltipla, o que pode resultar em análises de regressão imprecisas (Kim, 2019).

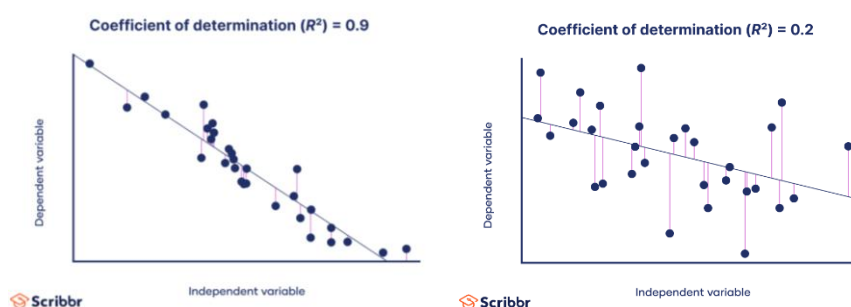
Para a análise, são calculados os valores do fator de variância de inflação (VIF) e de tolerância (TOL), nas equações (11) e (12), respectivamente, a partir do valor do coeficiente de determinação R^2 (KIM, 2019). O valor de R^2 (Figura 24) representa o quanto uma variável pode ser explicada por uma variável dependente, variando de 0, onde há ausência de colinearidade, a 1, indicando multicolinearidade exata (Kim, 2019; Turney, 2023).

A multicolinearidade é encontrada quando os valores de VIF são maiores que 5 a 10 e os valores de TOL são mais baixos que 0,1 a 0,2 ($R^2 = 0,8$ a $0,9$) (KIM, 2019). Nesse sentido, variáveis que apresentassem tais índices foram excluídas do modelo.

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (11)$$

$$TOL = 1 - R^2 \quad (12)$$

Figura 24 - Gráficos ilustrativos de coeficientes de determinação (R^2) assumindo valores de 0,9 e 0,2, respectivamente. Fonte: Turney (2023)



4.3.4 Grid Search e otimização dos hiperparâmetros

Na etapa de otimização de hiperparâmetros e validação cruzada, os modelos de aprendizado de máquina utilizam um conjunto de dados de treinamento para encontrar os parâmetros ótimos para a produção dos melhores resultados de predição (MOHEBZADEH et al., 2022).

Nesse estudo, foi utilizado o procedimento de Grid Search. Tal abordagem treina e testa modelos em todas as combinações possíveis de valores de hiperparâmetros indicados na grade (Belete; Majaiah, 2021). Os autores (Belete; Majaiah, 2021) indicam importante utilidade e desempenho da abordagem e sua simplicidade de implementação, apesar da maior necessidade de empenho de processamento computacional ao ser empregado para grandes conjuntos de dados.

4.3.5 Avaliação de Acurácia e Validação

Na etapa de validação, são avaliados os desempenhos de predição dos modelos empregados, podendo ser utilizados indicadores como o índice de Acurácia e o Coeficiente Kappa (Mohebzadeh et al., 2022).

Para a obtenção dos valores de Acurácia (*Accuracy*), considera-se que a previsão da suscetibilidade a erosões lineares divide-as em classes de valores binários (erosão e não-erosão),

e, então, forma-se uma matriz com quatro componentes: verdadeiros positivos (*true positive*, TP) e verdadeiros negativos (*true negative*, TN), que mostram o número total de pixels de ocorrência que foram corretamente classificados, e falsos positivos (*false positive*, FP) e falsos negativos (*false negative*, FN), que mostram o número total de pixels que forma incorretamente classificados. Assim, o valor de acurácia é calculado de acordo com a Equação 13. Além desses indicadores, também foram calculados os valores dos indicadores de *Precision*, *Recall* e *F1 Score* (Equações (17), (18) e (19)).

O Coeficiente *Kappa* é calculado de acordo com a Equação (14), a qual depende dos valores dos parâmetros P_0 (proporção de concordâncias observadas) e P_e (probabilidade hipotética de concordâncias esperadas), que são calculados de acordo com as Equações (15) e (16), respectivamente. A categorização da performance do modelo a partir do Coeficiente *Kappa* se deu em seis grupos: “ ≤ 0 (pobre), 0-0.2 (fraco), 0.2-0.4 (razoável), 0.4-0.6 (moderado), 0.6-0.8 (substancial) e 0.8-1 (quase perfeito)” (Mohebzadeh et al., 2022, p. 13).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (13)$$

$$Kappa = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (14)$$

$$P_0 = \frac{TP + TN}{TN + TP + FP + FN} \quad (15)$$

$$P_e = \frac{\left(\frac{(TN + FN) * (TN + FP)}{TN + TP + FP + FN} \right) + \left(\frac{(TP + FP) * (TP + FN)}{TN + TP + FP + FN} \right)}{TN + TP + FP + FN} \quad (16)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (17)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (18)$$

$$F1\ Score = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (19)$$

A Matriz de Confusão possui tamanho 2x2 (duas linhas e duas colunas), associados aos valores preditos pelo algoritmo nas linhas 1 e 2, representando valores positivos e negativos, e pelos valores reais de classificação nas colunas 1 e 2, representando valores positivos e negativos, respectivamente (Visa et al., 2011).

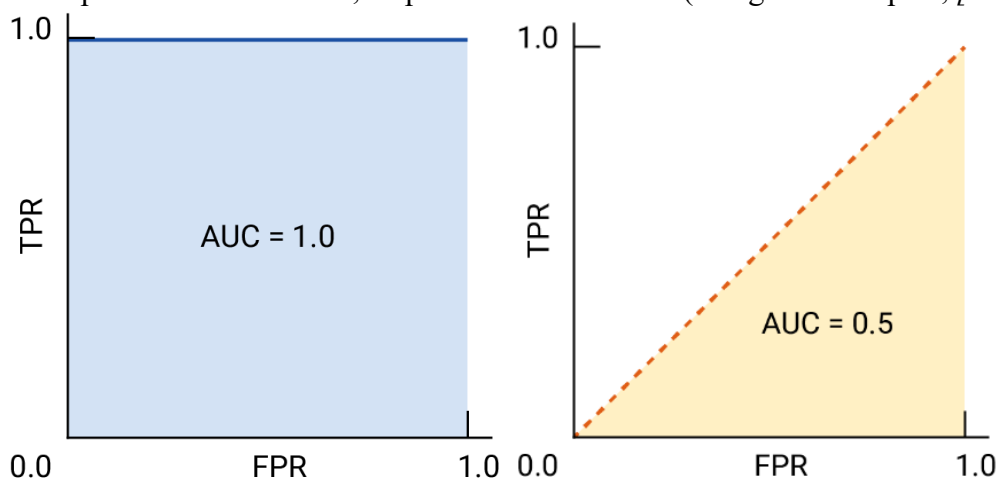
Assim, conforme o modelo apresentado na Figura 25, os valores preditos classificados corretamente são considerados verdadeiros positivos ou negativos (TP e TN) e os valores que classificados incorretamente são considerados falsos positivos ou negativos (FP e FN).

Figura 25 - Matriz de Confusão. Fonte: (Narkhede, 2018).

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Para avaliação da acurácia foi computada a área sob a curva (AUC) da curva de ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Os valores de AUC são classificados da seguinte forma: “pobre/ruim (0.5-0.6), moderado (0.6-0.7), bom (0.7-0.8), muito bom (0.8-0.9) e excelente (0.9-1.0)” (Mohebzadeh et al., 2022, p. 14, tradução nossa).

Figura 26 - Gráficos de AUC-ROC, representando modelo hipotético perfeito e modelo de previsões completamente aleatórias, respectivamente. Fonte: (Google Developers, [S.d.])



4.3.6 Geração do mapa final de suscetibilidade

A partir da geração dos estimadores de cada modelo, foram geradas imagens *raster* de probabilidade de classificação dos valores binários 0 e 1 (probabilidade de não ocorrência e de ocorrência de erosões lineares, respectivamente), através do método *predict_proba*, da biblioteca Scikit-Learn, da linguagem Python.

Foi possível, no *software* QGIS, partir da banda 2 dos *rasters* gerados, indicativos da probabilidade de ocorrência do valor binário 1, a elaboração dos mapas de suscetibilidade de cada um dos modelos (RF, LR, SVM e MLP), bem como a elaboração de um histograma de distribuição dos valores dos pixels nas imagens *raster*.

Em seguida, a partir dos valores obtidos na avaliação de acurácia e validação, o modelo com melhor desempenho foi utilizado para a geração do mapa final e a elaboração do *layout* de impressão.

No QGIS também foi elaborado um atlas do mapa de suscetibilidade em cinco setores, subdivididos a partir de clusters, definidos de acordo com o número de erosões lineares contabilizadas no mapa inventário, em folhas tamanho A0.

Junto ao mapa de suscetibilidade no atlas, foram acrescentados, em escala menor, os mapas temáticos elaborados na pesquisa dos dados de elevação, declividade, orientação de vertente, índice de convergência, TRI, TPI, rugosidade (*Roughness*), curvatura horizontal, curvatura vertical, TWI, SPI, compartimentos geomorfológicos, classes de solos, uso do solo e formações geológicas.

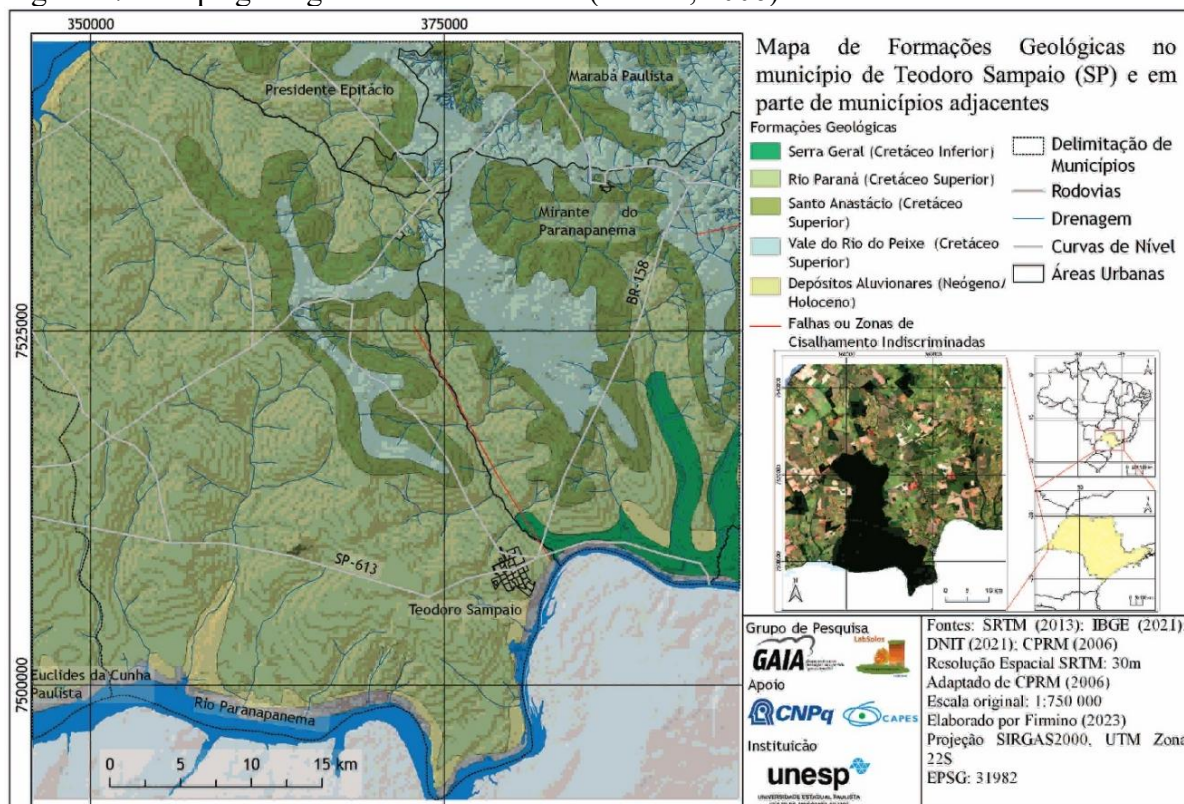
O atlas gerado também conta com um encarte de localização, destacando o setor representado, uma imagem do Google Satellite ampliada e um mapa de calor indicando as áreas de maior densidade de ocorrência de erosões lineares.

5 CARACTERIZAÇÃO DA PAISAGEM

5.1 Unidades Litoestratigráficas

No recorte da área de estudo, as unidades litoestratigráficas identificadas por mapeamentos regionais no estado de São Paulo são pertencentes à Bacia Sedimentar do Paraná, apresentando as formações Rio Paraná e Santo Anastácio, ambas pertencentes ao Grupo Caiuá, a formação Vale do Rio do Peixe, pertencente ao Grupo Bauru, e a Formação Serra Geral, pertencente ao Grupo São Bento (Perrotta, 2006), conforme representado na Figura 27.

Figura 27 - Mapa geológico da área estudada (CPRM, 2006)



Os grupos Bauru e Caiuá são parte da Supersequência Bauru, que corresponde a uma sequência neocretácea, ocorrente no oeste paulista, noroeste paraense, leste sul-matogrossense, Triângulo Mineiro e sul goiano, sobreposta ao Grupo São Bento, constituída por rochas silicicláticas continentais, subdividida entre os grupos cronocorrelatos Caiuá, de origem de deposições arenosas em ambientes eólicos, e Bauru, de deposição em ambientes fluviais e leques aluviais (Fernandes; Coimbra, 1996; Perrotta, 2006).

Na área de estudo, também é presente a silicificação localizada de deposições arenosas de origem eólica, no paleo-deserto Caiuá, relacionada a supostas atividades de hidrotermalismo

alcalino, originando o relevo residual de paleossuperfície do Morro do Diabo (Fernandes; COUTO; SANTOS, 2012).

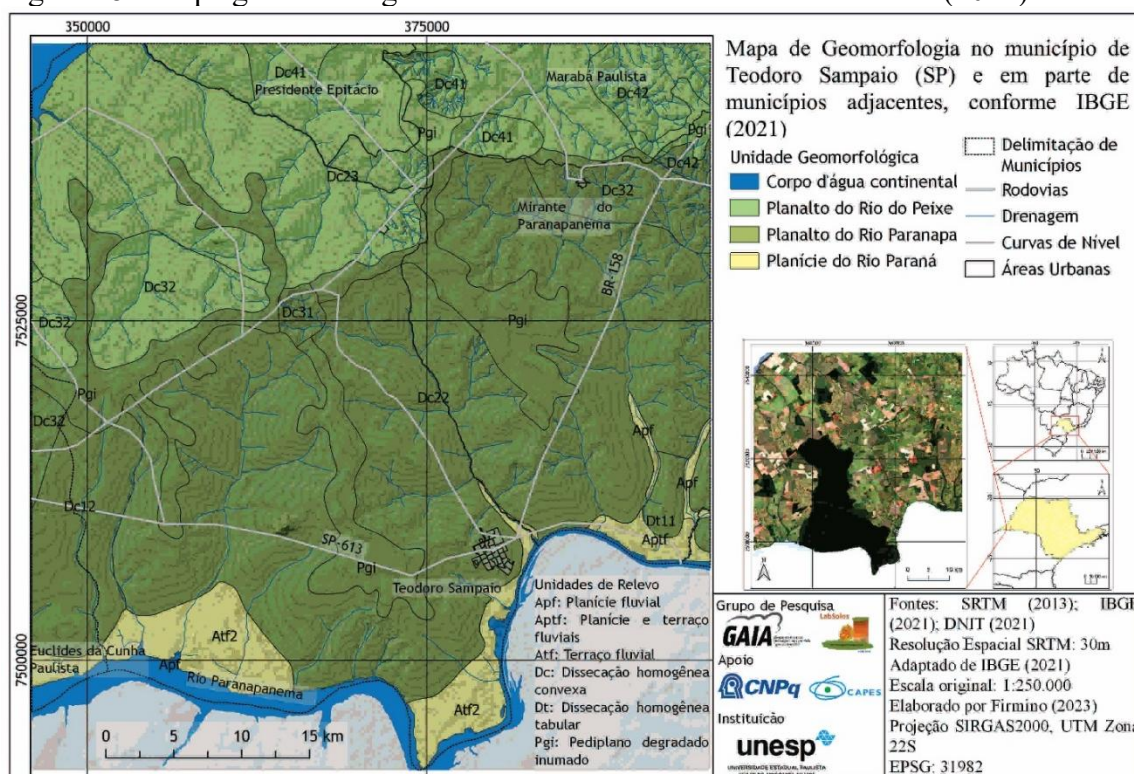
5.2 Elementos Geomorfológicos

Em classificação geomorfológica proposta por Ponçano et al. (1981), a área estudada se localiza na província geomorfológica do Planalto Ocidental Paulista, apresentando áreas de 1) colinas amplas, com declividades baixas (até 15%), topos extensos e aplainados, baixa densidade de drenagem, vales abertos e planícies aluviais interiores restritas; e 2) colinas médias, com declividades baixas, topos aplainados, vales abertos e fechados e planícies aluviais interiores restritas.

No mapeamento do estado de São Paulo realizado por Ross; Moroz (1996), a área pertence à unidade morfoescultural do Planalto Ocidental Paulista, e apresenta predomínio de formas de relevo denudacionais (Dc13, Dc14) e áreas de topos tabulares planos (Dt11, Dt12), com declividade de 10 a 20%, com níveis de fragilidade potencial variando entre muito baixa, baixa e média.

Em mapeamento mais recente, realizado pelo IBGE em escala 1:250.000 (Figura 28), foram identificadas quatro unidades de relevo na área estudada: Apf (Planícies fluviais); Aptf (planícies e terraços fluviais); Dc (dissecação homogênea convexa); Dt (dissecação homogênea tabular) e Pgi (pediplano degradado inumado) (IBGE, 2021a).

Figura 28 - Mapa geomorfológico da área estudada de acordo com IBGE (2021)

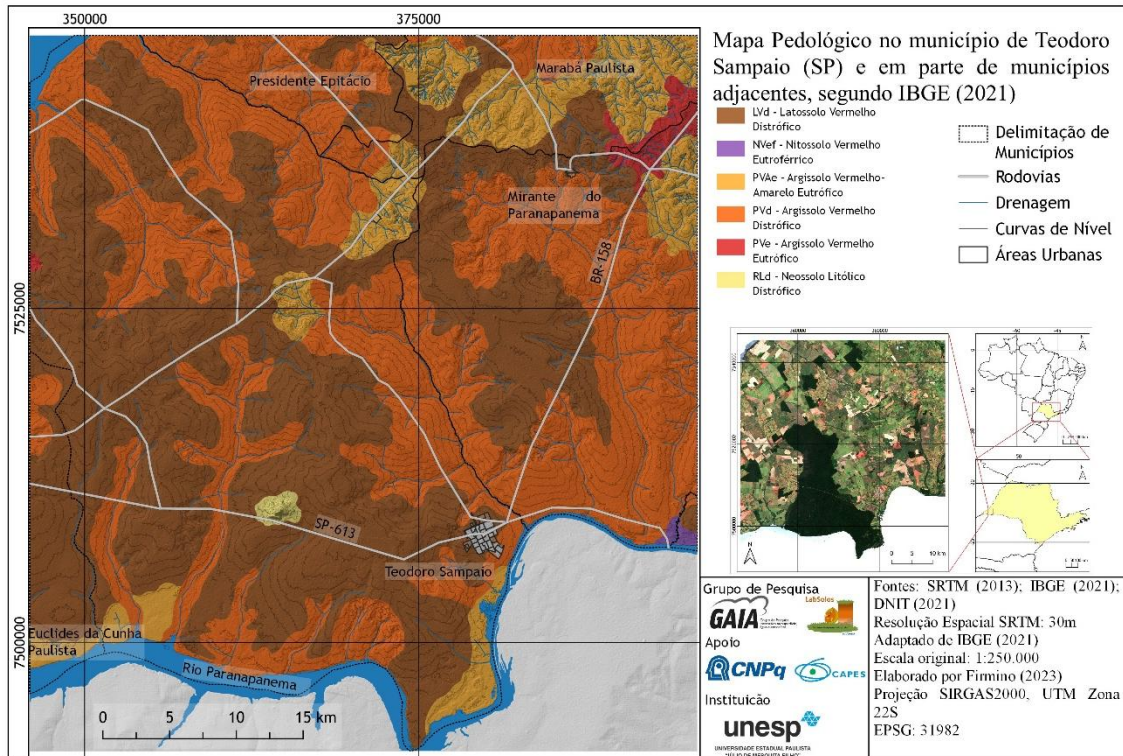


5.3 Classificação e Caracterização Pedológica

Segundo o Mapa Pedológico do Estado de São Paulo, são indicados os solos mais representativos na área os Argissolos Vermelho-Amarelos (PVA), Latossolos Vermelhos (LV) e Gleissolos Háplicos (GX), resultantes de processos pedogenéticos a partir de rochas areníticas dos Grupos Bauru e Caiuá e do transporte e deposição de canais fluviais (Oliveira et al., 1981).

De acordo com mapeamento do IBGE, em escala 1:250.000, foram identificados na área de estudo as classes de Latossolos Vermelho Distróficos (LVd), Nitossolos Vermelhos Eutróférico (NVef), Argissolos Vermelho-Amarelos Eutróficos (PVAe), Argissolos Vermelhos Distróficos (PVd), Argissolos Vermelhos Eutróficos (PVe) e Neossolos Litólicos Distróficos (RLd) (IBGE, 2021a).

Figura 29 - Mapa Pedológico, em escala 1:250.000, de acordo com dados do IBGE (2021)



Quanto à erodibilidade dos solos, o Atlas de Suscetibilidades dos Solos do Estado de São Paulo (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022) define as classes muito alta para os Argissolos Vermelho-Amarelos Eutróficos, alta para os Neossolos Litólicos Distróficos, média para os Argissolos Vermelhos Distróficos e baixa a muito baixa para os Latossolos Vermelhos Distróficos (Figura 30).

Em relação à suscetibilidade à formação de ravinas, o documento (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022) aponta suscetibilidade muito alta para os Argissolos Vermelho-Amarelo Distróficos, alta para os Argissolos Vermelhos Distróficos e baixa e muito baixa para os Latossolos Vermelhos Distróficos, conforme pode ser verificado na Figura 31.

Quanto à formação de voçorocas, o atlas (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022) define classes de suscetibilidade muito alta para Argissolos Vermelho-Amarelos Eutróficos, média para Argissolos Vermelhos Distróficos, muito baixa e baixa para Latossolos Vermelhos Distróficos e Neossolos Litólicos Distróficos (Figura 32).

Figura 30 - Mapa de Erodibilidade dos Solos do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).

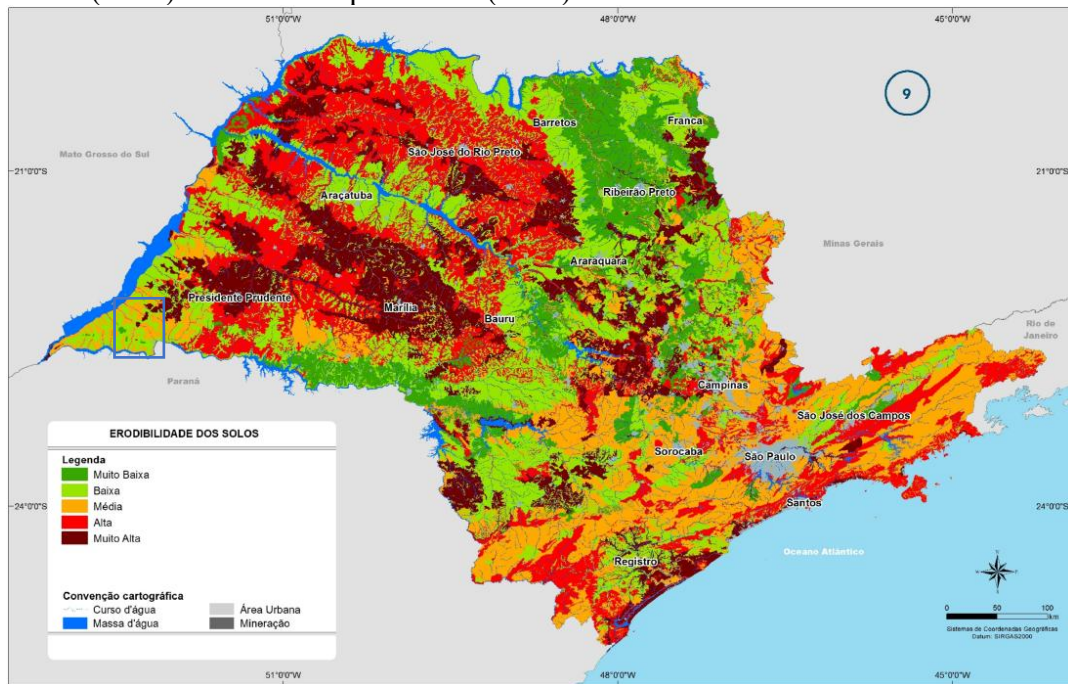


Figura 31 - Mapa de Suscetibilidade à Formação de Ravinas do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).

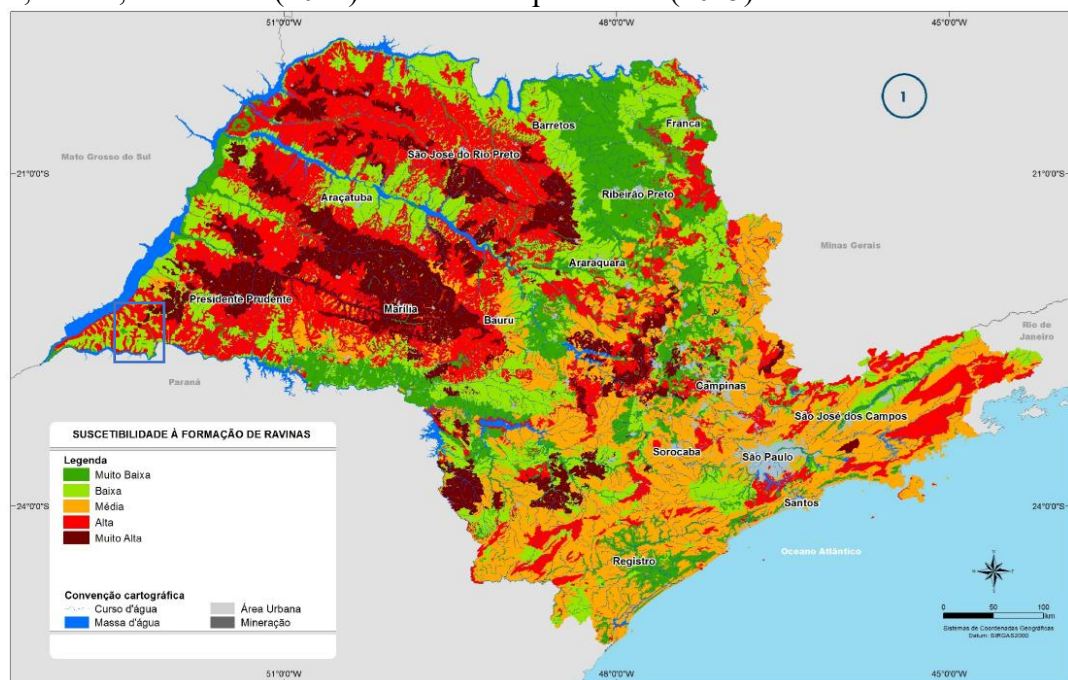
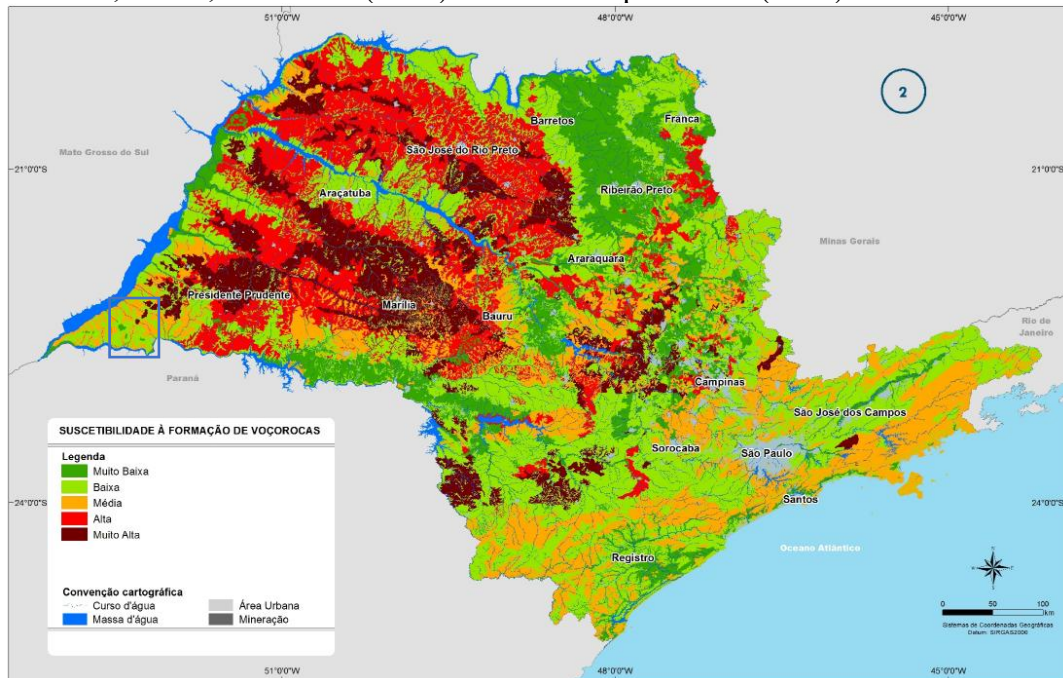


Figura 32 - Mapa de Suscetibilidade à Formação de Voçorocas do Estado de São Paulo.
Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).



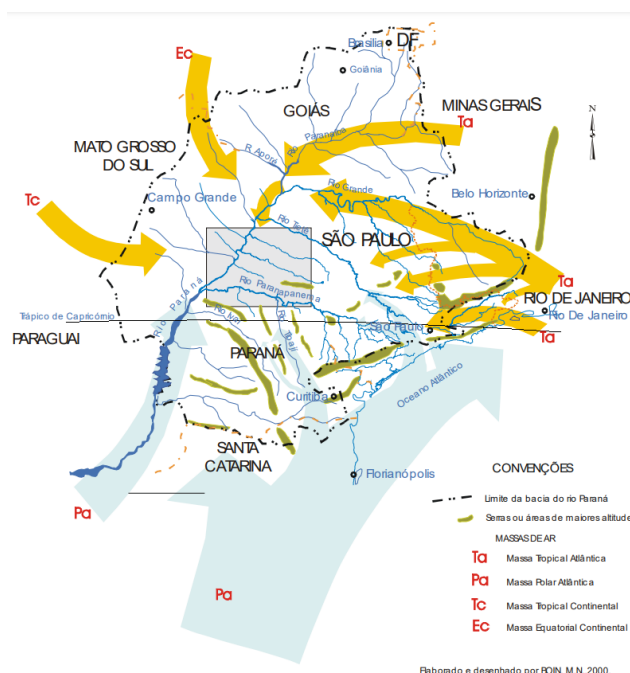
5.4 Dinâmica Climática Regional

O mapeamento em escala de 1:5.000.000 realizado pelo IBGE, considera a região mapeada como de clima tropical úmido subquente do Brasil Central, a qual apresenta temperatura média de 15 a 18°C em ao menos um mês e a presença de um a dois meses secos no ano (IBGE, 2006).

Para a proposta de classificação do clima do estado de São Paulo proposta por Monteiro, a área encontra-se em zona controlada por massas tropicais e polares, apresentando clima úmido de face oriental e sub-tropical dos continentes dominados por massas tropicais (Monteiro, 1973).

A origem das precipitações se encontra ligada às passagens de frente frias e às correntes do sul (avanços da Massa Polar Atlântica), a qual apresenta comportamento semelhante à Massa Tropical Atlântica, ao passo que as Massas Tropical Continental e Equatorial possuem menor participação na formação das chuvas na região (Figura 33) (Boin, 2000).

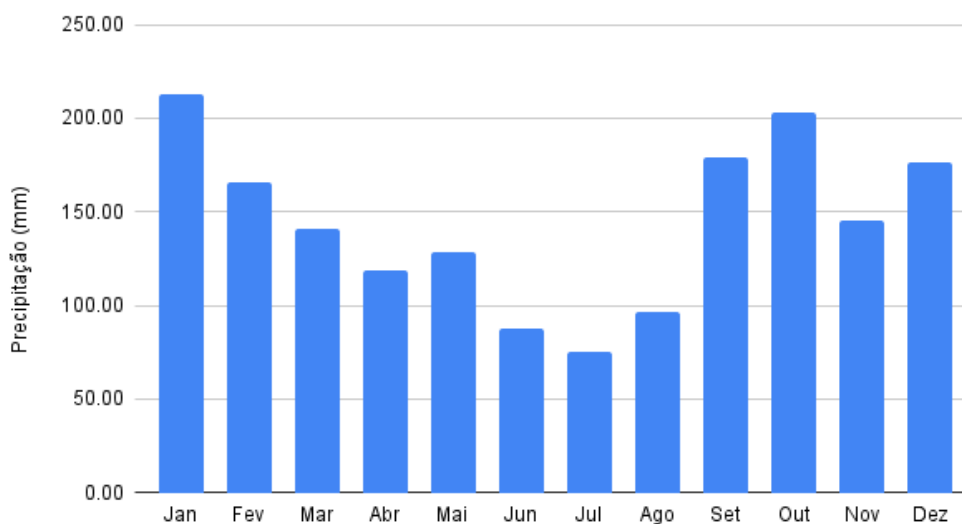
Figura 33 - Circulação Atmosférica no Oeste Paulista baseada na pluviosidade média. Fonte: Boin (2000)



Em análise do conjunto de dados de precipitação e temperatura GPM Level 3 IMERG Late Daily 10x10km, disponibilizados pela NASA (Plataforma Giovanni), entre 2001 e 2021, foi possível verificar uma média de precipitação total anual de 1728,33mm e temperaturas mensais médias de 18,6°C no mês mais frio (julho) e 26,9°C no mês mais quente (dezembro). Em relação aos valores médios mensais de precipitação, o mês mais chuvoso apresentou valor de 212,9mm e o mês menos chuvoso apresentou valor de 74,85mm (Figura 34).

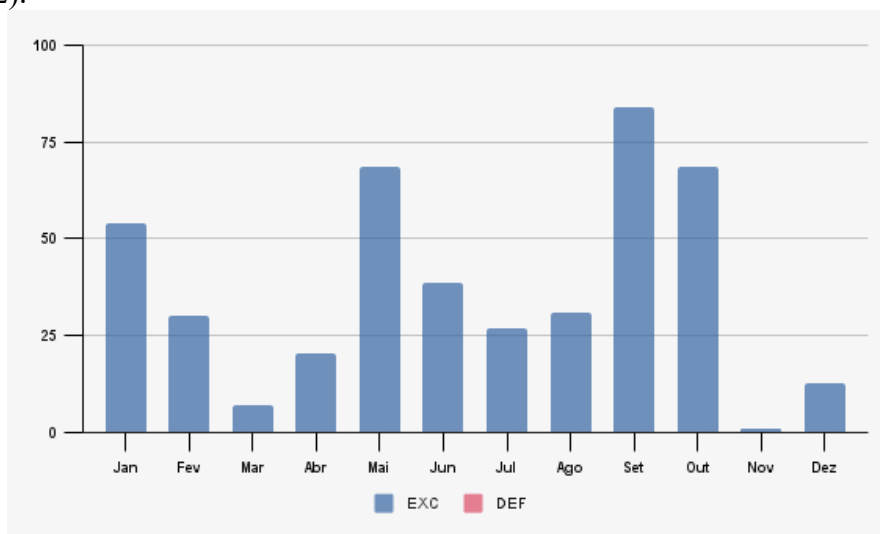
Figura 34 - Gráfico de Barras de Precipitação Média Mensal em Teodoro Sampaio-SP (2001-2022), calculado a partir de dados de satélite. Elaborado pelo autor (2022).

Precipitação Média Mensal - Teodoro Sampaio (2000-2022)



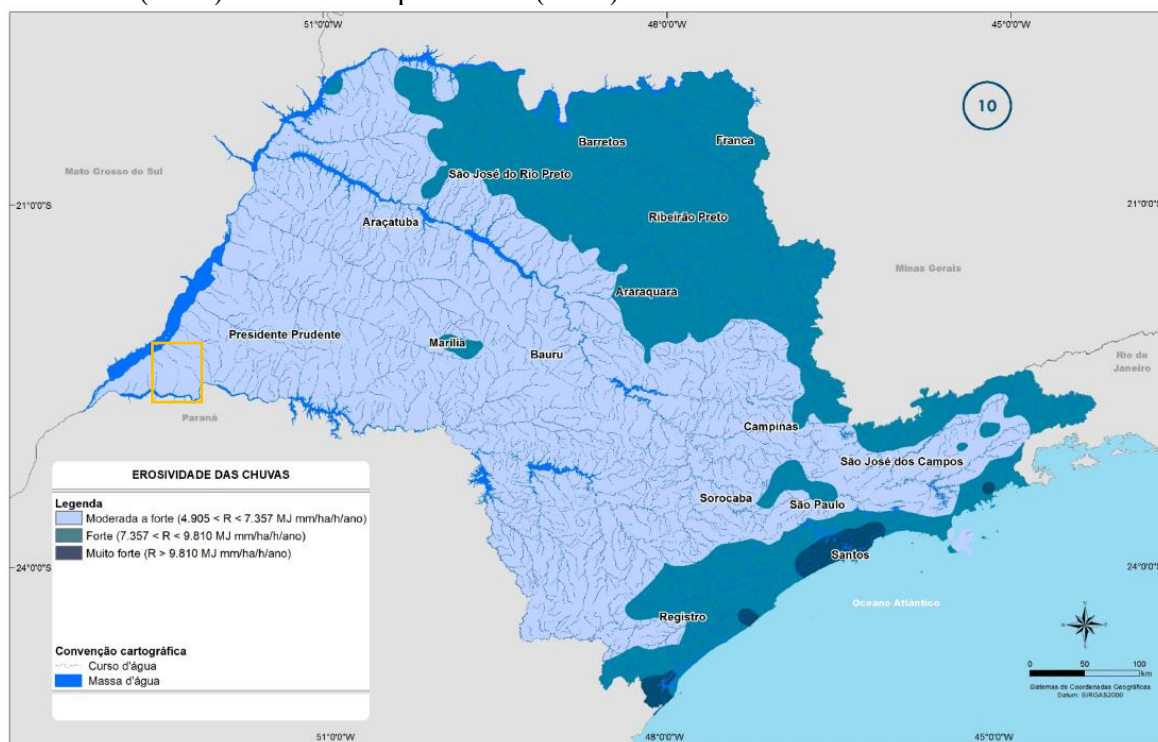
Por fim, com a realização do Balanço Hídrico-Climatológico (CAD=100mm) para o período (Figura 35), verificou-se que todos os meses obtiveram 0mm como valor de deficiência (DEF). Os maiores valores de excedentes (EXC) foram obtidos no mês de setembro, com 84mm.

Figura 35 - Gráfico de Colunas referente ao Balanço Hídrico-Climatológico (CAD=100) em Teodoro Sampaio-SP (2001-2021), calculados a partir de dados de satélite. Elaborado pelo autor (2022).



Em relação à erosividade das chuvas, o Atlas de Suscetibilidades dos Solos no Estado de São Paulo indica que a área se encontra da classe moderada a forte, com o fator R variando entre 4.905 a 7.357 MJ.mm/ha/h/ano (Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022), conforme pode ser verificado na Figura 36.

Figura 36 - Mapa de Erosividade das Chuvas do Estado de São Paulo. Fonte: Rossi; Nalon; Kanashiro (2022). Modificado pelo autor (2025).



5.5 Histórico de Uso e Ocupação do Solo

Até durante parte do século XIX, a região do Pontal do Paranapanema era habitada por populações indígenas, havendo menção na literatura de quatro principais povos, sendo eles os Oti, Guarani-Kaiowá, Kayapós e Kaingang, sendo o último o mais numeroso e citado como o que apresentara maior resistência aos processos colonizadores (Davim; Künzil, 2005; Santos; Coca, 2017).

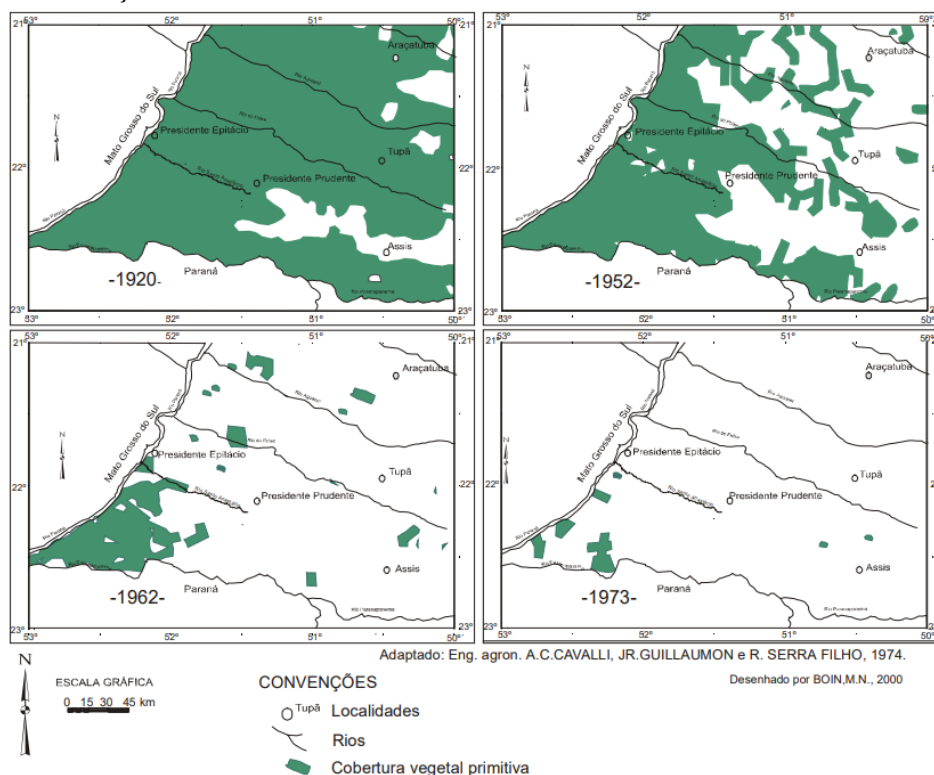
Ainda durante o século XIX, houveram os primeiros povoamentos não-indígenas a partir de grupos migratórios oriundos de Minas Gerais e de outras regiões do estado de São Paulo (Davim; Künzil, 2005). Entre a segunda metade do século XIX e início do XX, o processo de exploração e colonização é acelerado mediante a construção da Estrada de Ferro Sorocabana, gerando a multiplicação de núcleos urbanos ao longo da ferrovia, bem como a habitação por agricultores e o início de um processo de etnocídio, genocídio e expulsão violenta de povos indígenas na região, associado ao início do processo de grilagem de terras e o estabelecimento de leis e intervenções estatais na propriedade de terra na região (Davim; Künzil, 2005; Faccio, 2019; Feliciano, 2009).

Com o objetivo de conservação das florestas e o intuito de retomar o controle das terras pelo governo estadual, foram criados os Parque Estadual do Pontal do Paranapanema, a Reserva

Lagoa São Paulo e a grave Reserva do Pontal do Paranapanema, no início da década de 1940 (Feliciano, 2009; Santos; Coca, 2017).

No entanto, as grilagens e o desmatamento continuaram a avançar, restando atualmente apenas o Parque Estadual do Morro do Diabo e áreas de estações ecológicas (Figura 37) (Boin, 2000; Chazdon et al., 2020; Santos; Coca, 2017).

Figura 37 - Evolução do desmatamento no extremo Oeste Paulista. Fonte: BOIN (2000).



As contestações aos grilos de terra assumem maior destaque a partir da década de 1990, com a atuação dos trabalhadores sem-terra, majoritariamente organizados no Movimento dos Trabalhadores Rurais Sem Terra (MST), tendo como consequência a realização de 838 ocupações entre 1988 e 2014 no Pontal do Paranapanema, com a presença de 138.295 famílias e a posterior implantação de 114 assentamentos rurais, abrigando 6.014 famílias num total de 142.427 hectares (Santos; Coca, 2017).

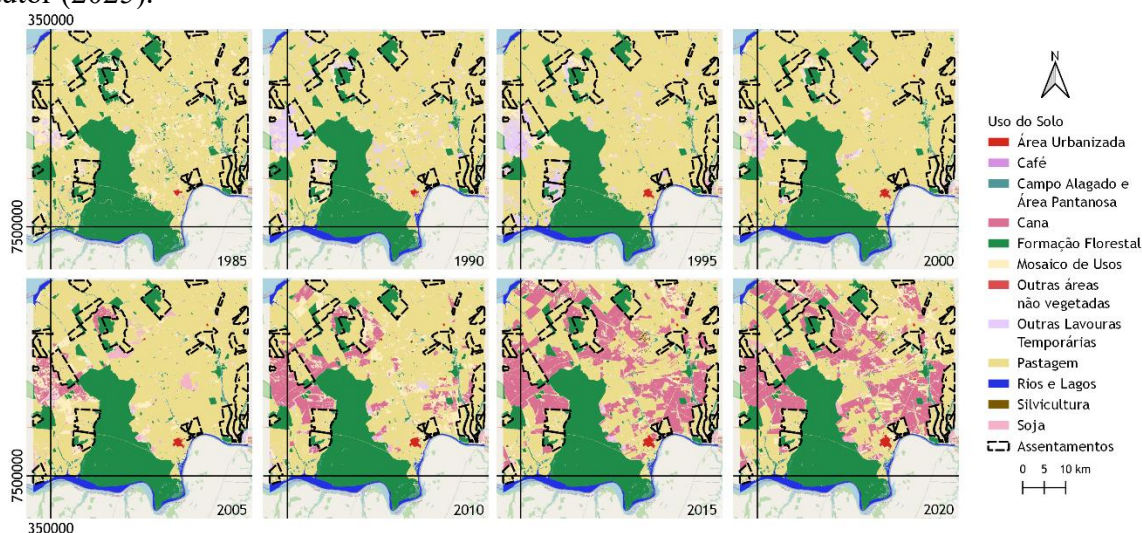
As atividades econômicas realizadas nas áreas rurais da região têm sua base na pecuária extensiva, estando presente em 81,5% das unidades de produção, em razão das características pedológicas, que encareciam intervenções exigidas para os plantios (Santos; Coca, 2017). De acordo com dados do Censo Agro 2017, 894 estabelecimentos rurais de Teodoro Sampaio apresentavam rebanho bovino, com ocupação de 2.533 pessoas, das quais 2.075 apresentam

laço de parentesco com o produtor, destacando o lastro da atividade agropastoril na agricultura familiar (IBGE, 2017).

Também é necessário destacar uma expressiva expansão da monocultura canavieira na região do Pontal, com implantação de unidades agroprocessadoras associadas ao capital (inter)nacional, contexto no qual Teodoro Sampaio se tornou o terceiro município com maior área de canaviais na região (Barreto; Junior, 2013; Verges, 2013).

A expansão pode ser verificada pelo aumento das áreas ocupadas por canaviais na área de estudo pelo levantamento de Uso e Ocupação do Solo do MapBiomias, na área de estudo, entre os anos de 1985 e 2020 (Figura 38).

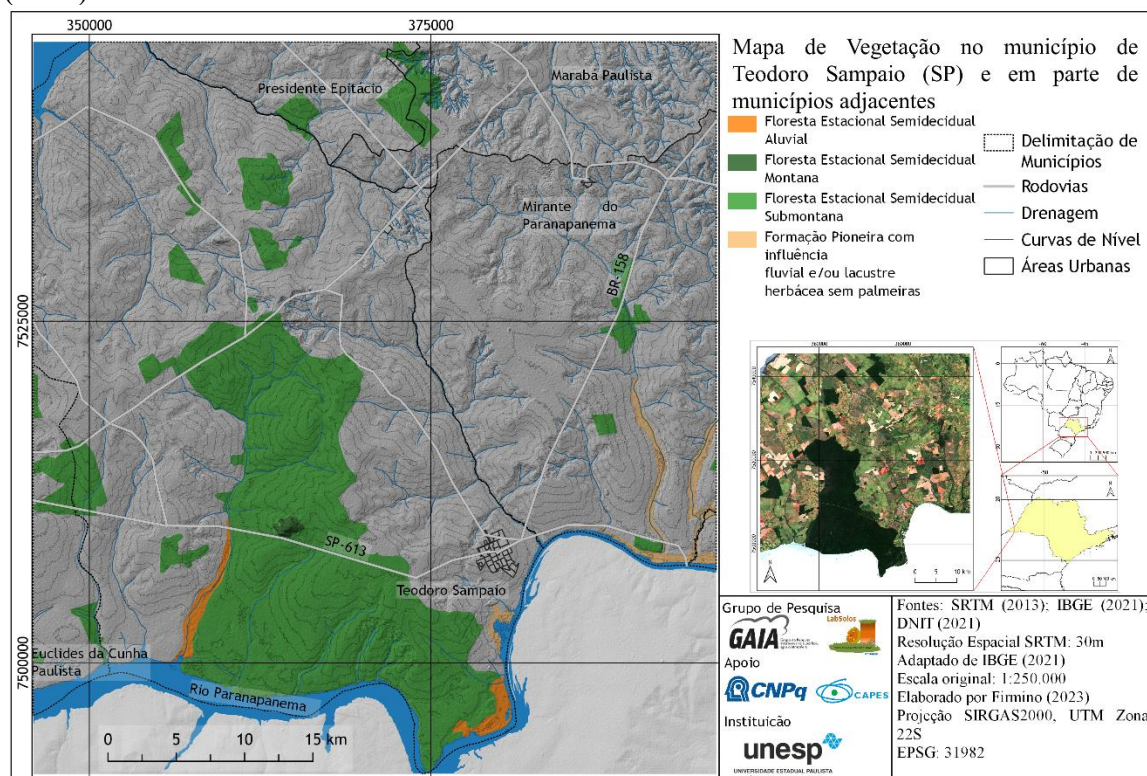
Figura 38 - Mapas de Uso e Ocupação do Solo e localização de assentamentos rurais na área pesquisada, correspondendo aos anos de 1985 a 2020. Fonte: MapBiomias. Adaptado pelo autor (2025).



5.6 Vegetação, Conservação e Preservação Ambiental

A vegetação na área estudada (Figura 39) apresenta fitofisionomias de Floresta Estacional Semidecidual Aluvial, Floresta Estacional Semidecidual Montana, Floresta Estacional Semidecidual Submontana e Formação Pioneira com Influência Fluvial e/ou Lacustre Herbácea sem Palmeiras (IBGE, 2021b).

Figura 39 - Mapa de Vegetação na área estudada, segundo IBGE (2021). Elaborado pelo autor (2023).

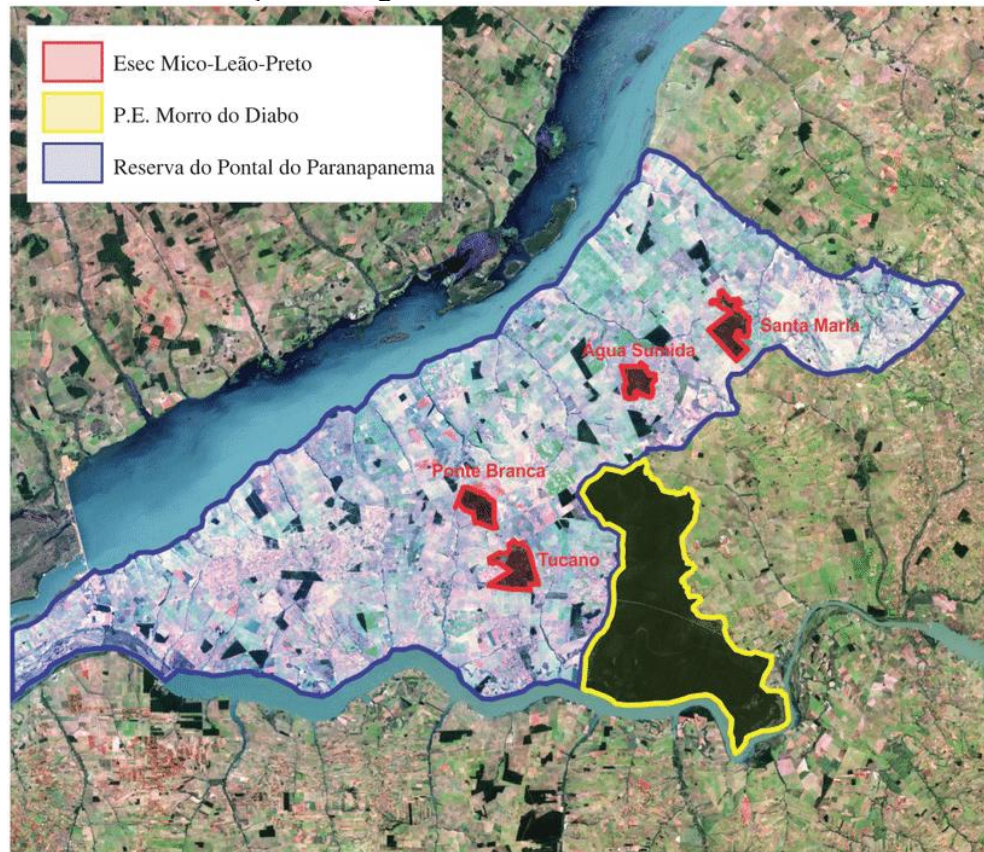


A maior parte da área ocupada por vegetação se encontra no Parque Estadual do Morro do Diabo, que ocupa área de 33.845ha, abrangendo 21% do município de Teodoro Sampaio, com a presença do bioma de Mata Atlântica do Interior, administrado pelo Instituto Florestal, integrado à Secretaria de Estado do Meio Ambiente, e se configura como a maior área ocupada por Floresta Estacional Semidecidual no estado (Faria, 2006).

A área de estudo também apresenta Estações Ecológicas, sendo a maior delas a Estação Ecológica Mico-Leão Preto, vinculada ao ICMBio e abrange os municípios de Teodoro Sampaio, Euclides da Cunha Paulista, Marabá Paulista e Presidente Epitácio, no estado de São Paulo, e totaliza uma área de 6.680ha (Brasil, 2007). A estação é constituída por quatro glebas (Figura 40), sendo elas: Santa Maria, Água Sumida, Ponte Branca e Tucano (Brasil, 2007).

A região também apresenta projetos de agrofloresta, reflorestamento de corredores ecológicos e planejamento da paisagem, envolvendo proprietários rurais e trabalhadores assentados do MST, em associação ao Instituto de Pesquisas Ecológicas (Chazdon et al., 2020).

Figura 40 - Glebas da Estação Ecológica Mico Leão Preto. Fonte: CHAZDON et al., 2020.



6 RESULTADOS E DISCUSSÕES

6.1 Análise Geomorfológica e Caracterização dos Solos na Paisagem

A partir do Mapa Geomorfológico na área estudada e nos trabalhos de campo, foi possível identificar três compartimentos de relevo:

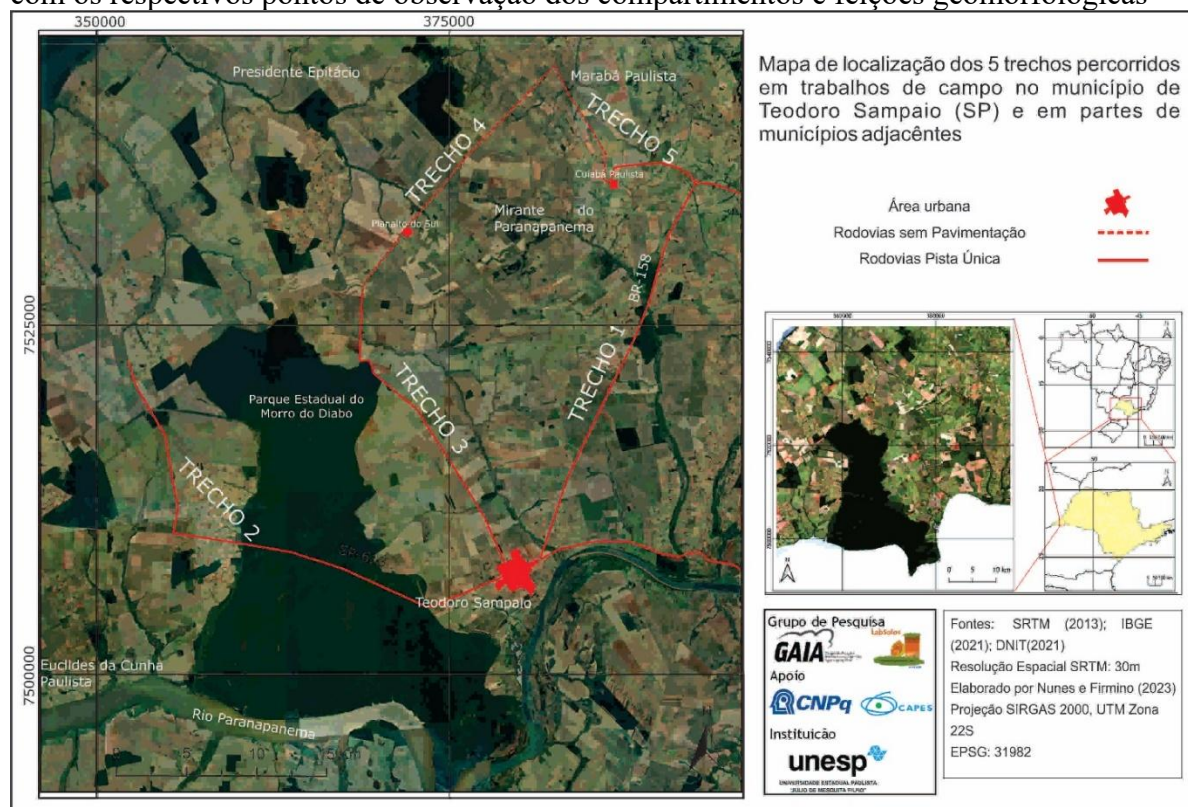
1. Topos suavemente ondulados das colinas convexizadas, com a presença de solos desenvolvidos (associação Latossolos Vermelho);
2. Domínio das vertentes côncavas, convexas e retilíneas com a ocorrência de solos desenvolvidos a rasos, em que os solos desenvolvidos são associados aos Argissolos Vermelho-Amarelos e os solos rasos aos Neossolos Litólicos.
3. Planícies aluviais e terraços, com predomínio de solos hidromórfico (principalmente Gleissolos), também havendo frequente presença de materiais sedimentares e manufaturados tecnogênicos.

Em associação aos dados geomorfométricos, foi possível identificar dois padrões de compartimento de relevos quanto aos tipos de colinas:

1. Setor Sudoeste: colinas com topos amplos e suavemente ondulados, com predomínio de declividades de 5 a 10%, com limiares semelhantes para os índices de TRI e rugosidade, morfologia de vertentes retilíneas, com valores mais próximos a zero para curvatura horizontal, vertical e índice de convergência, densidade de drenagem esparsa, padrões de drenagem plano paralelo com amplos interflúvios, associadas à estrutura geológica de rochas sedimentares da Formação Rio Paraná (Grupo Caiuá) e presença de Latossolos Vermelhos profundos e morfologia de fundo de vales plano.
2. Setor Nordeste: predomínio de colinas baixas, topos estreitos alongados e alguns aguçados, com predomínio de declividades acima de 20%, com índices também mais altos para TRI e rugosidade, e vertentes mais convexizadas, associadas a valores positivos para os indicadores de curvatura horizontal e vertical e índice de convergência, padrão de drenagem dendrítica, densidade de drenagem média, dimensão interfluvial menor e predomínio de rochas sedimentares das Formações Santo Anastácio (Grupo Caiuá) e Vale do Rio do Peixe (Grupo Bauru), presença de Argissolos Vermelho-Amarelo e Amarelo, e morfologias de fundos de vales encaixados.

Em relação à descrição mais detalhada dos compartimentos de relevo, conforme dito anteriormente, foram realizados trabalhos de campo, a fim de conhecer os aspectos físicos e dos usos da terra em 5 trechos percorridos (Figura 41).

Figura 41 - Mapa de localização dos 5 trechos percorridos no primeiro trabalho de campo com os respectivos pontos de observação dos compartimentos e feições geomorfológicas



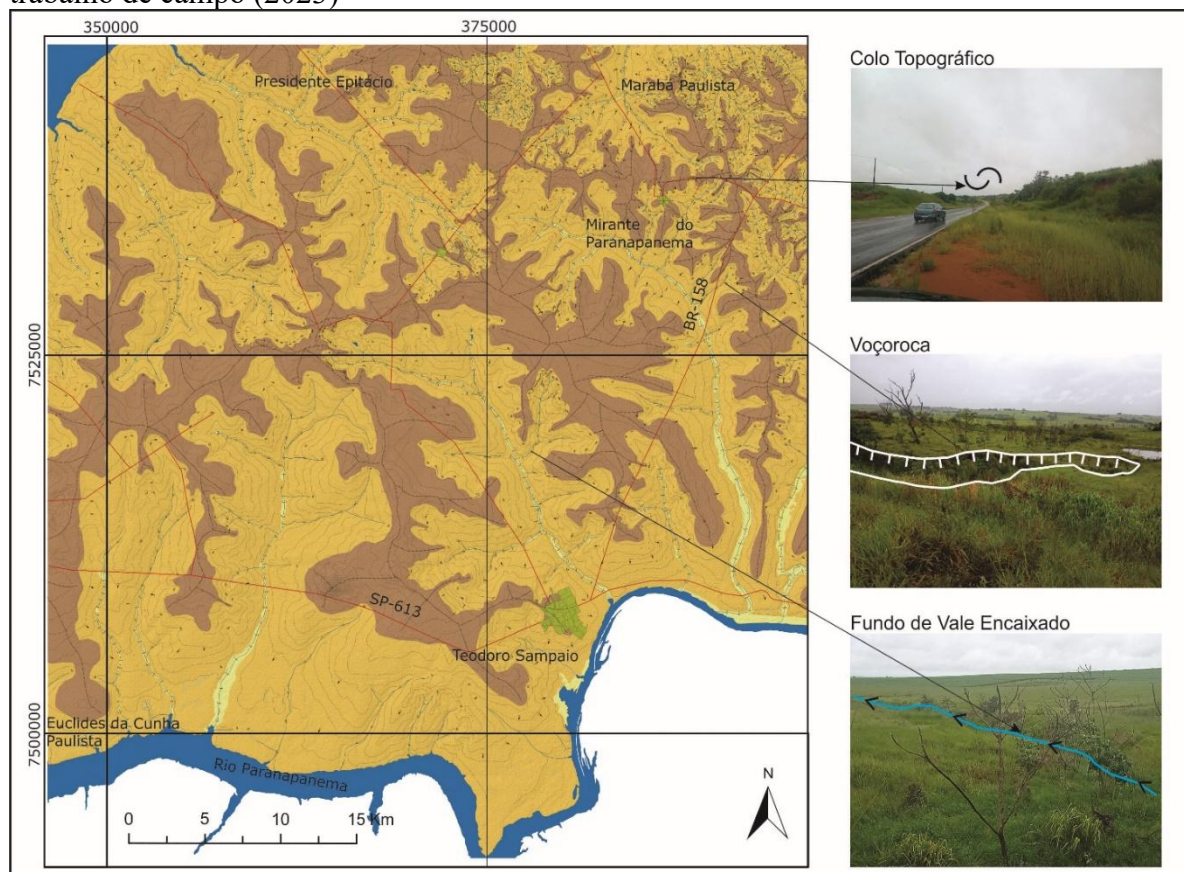
Os pontos de observação identificados nos trechos 5 e 1 (Figura 42) estão localizados no setor das colinas baixas e topos estreitos e suavemente ondulados, com o predomínio de Latossolo Vermelhos e nas vertentes os Argissolos Vermelho-Amarelos e Neossolos Litólicos, cuja presença maior é de cobertura vegetal de gramíneas, tratando-se de uma área de pastagem.

Este tipo de paisagem, sem uma cobertura vegetal densa, é muito comum na área de estudo. Algumas vertentes apresentam predomínio de morfologias retilíneas e declividades de 10 a 15%. Nas vertentes mais declivosas ($> 20\%$), as morfologias são convexas e observa-se a presença de Argissolos Vermelho-Amarelos e Neossolos Litólicos, tendo como substrato as rochas sedimentares da Formação Vale do Rio do Peixe.

Nestas áreas, é comum a existência de feições erosivas do tipo sulcos, ravinas e voçorocas (Figura 42) e predominam as planícies aluviais muito assoreadas com morfologia de

fundo encaixado, sem a presença das matas ciliares. Também foram identificadas feições topográficas do tipo colos entre os topos das colinas baixas.

Figura 42 - Descrição dos pontos de observação localizados entre os trechos 5 e 1. Fonte: trabalho de campo (2023)



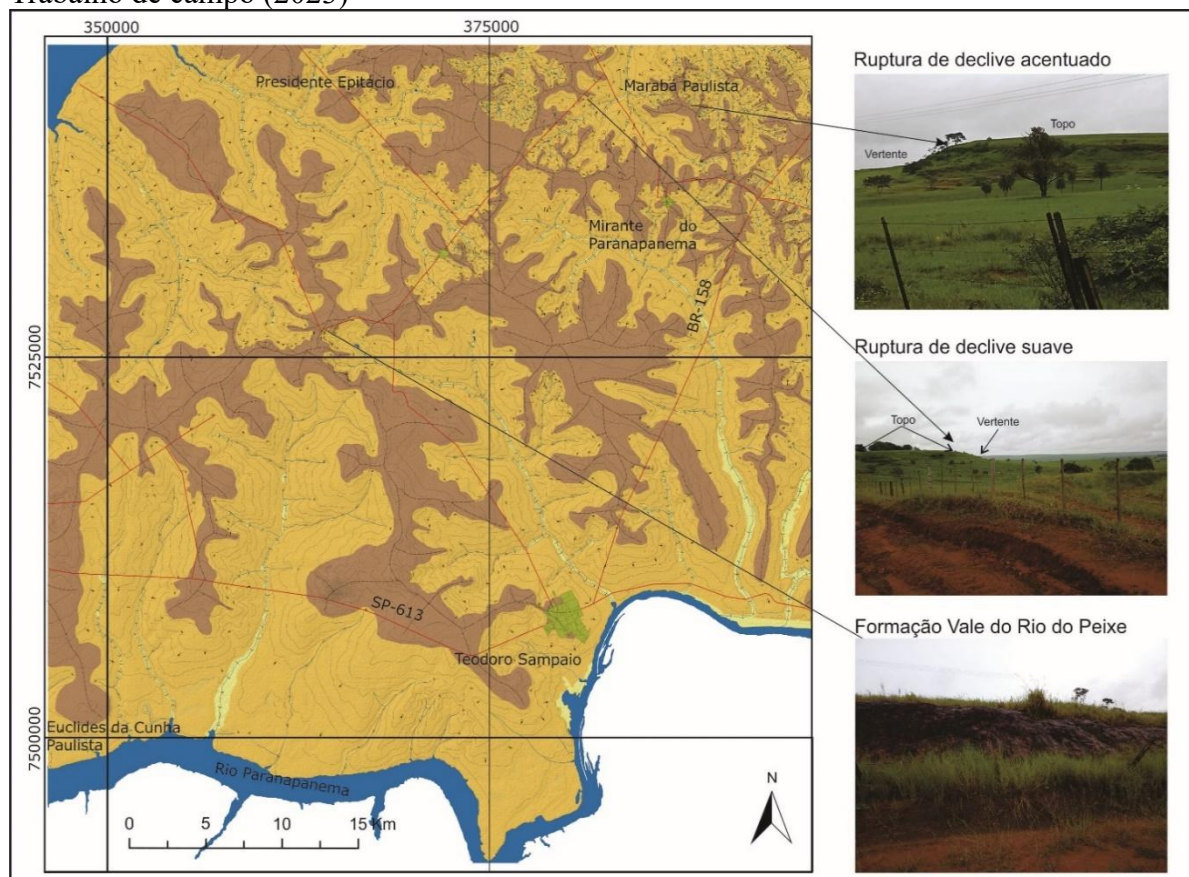
Nos pontos dos trechos 4 e 5 (Figura 43), ainda situada dentro do padrão de colinas baixas com topos estreitos e suavemente ondulada, identificaram-se várias cabeceiras de drenagem em forma de amplos anfiteatros, associadas a índices de convergência negativos.

Nos setores de alta e média vertentes onde estão as nascentes e os canais de primeira ordem, predominam vertentes com morfologias convexo-côncava. As declividades variam de 10 a maiores que 20%, com padrão de média densidade de drenagem. Também foram identificadas as feições de colos topográficos em alguns topos de colinas baixas.

Em alguns setores identificou-se rupturas de declive acentuado e suave entre os limites dos topos com as vertentes (Figura 43). Os topos das colinas são mantidos pelas rochas sedimentares da Formação Vale do Rio do Peixe cuja resistência deve-se a maior presença dos agentes cimentantes (carbonato de cálcio). Na maior parte das planícies aluviais predominam

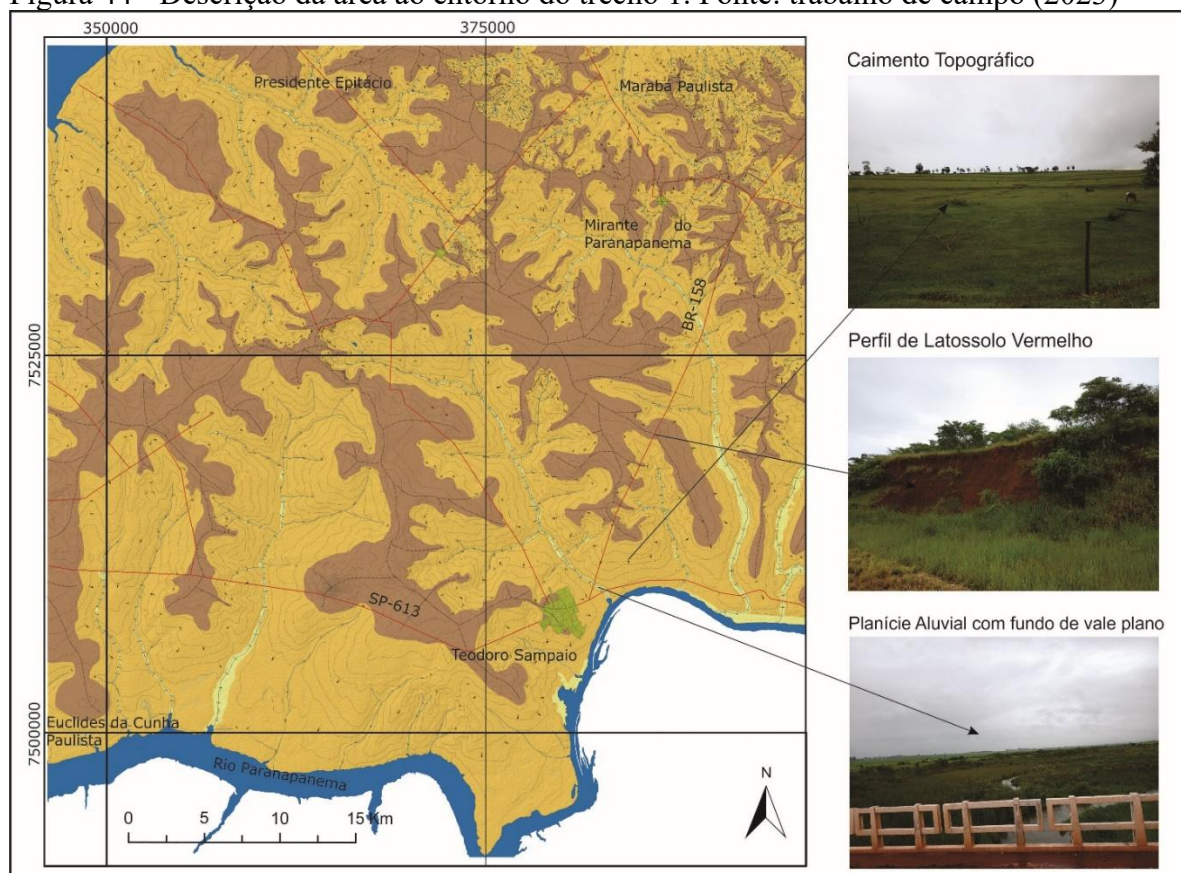
as morfologias de fundo encaixados, com alguns vestígios de matas residuais de encostas nas cabeceiras de drenagem.

Figura 43 - Descrição da área do entorno dos pontos de observação nos trechos 4 e 5. Fonte: Trabalho de campo (2023)



Nos setores identificados como trechos 1, 2 e 3, em direção ao sentido sul da área mapeada, passam a predominar as morfologias do setor das colinas amplas de topos suavemente ondulados a aplainados com amplos interflúvios, como pode ser visto na Figura 44.

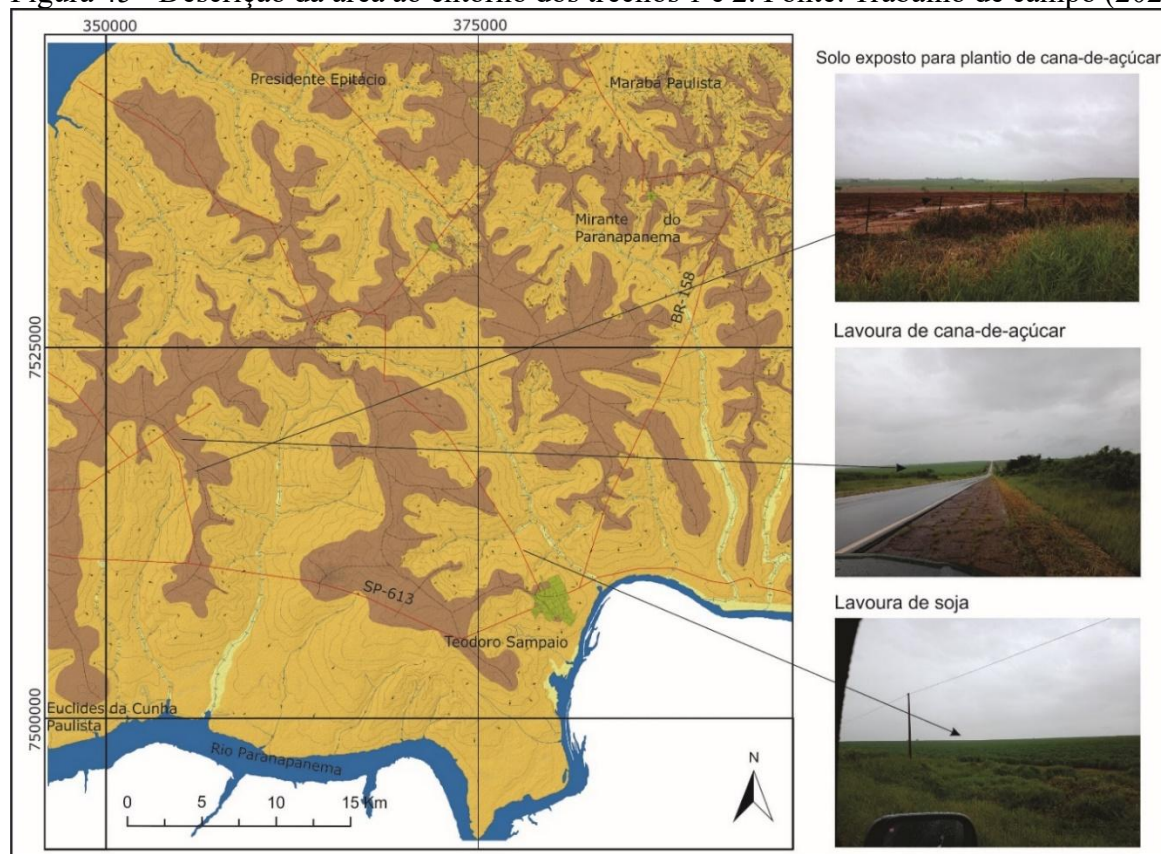
Figura 44 - Descrição da área ao entorno do trecho 1. Fonte: trabalho de campo (2023)



Em relação às drenagens, estas são muito esparsas, com amplas dimensões interfluviais e baixa densidade. O compartimento das planícies aluviais, de modo geral, apresenta morfologia com amplo fundo chato e assoreado, como pode ser visto na foto que mostra um trecho do Ribeirão Cuiabá. Ao fundo da imagem identificou a cidade de Teodoro Sampaio.

Em ambos, predominam nos compartimento dos topos das colinas, os Latossolos Vermelhos profundos e bem drenados, cujo uso da terra tem sido realizado para a pecuária de corte, e ultimamente para o plantio de cana-de-açúcar ou de soja (Figura 45).

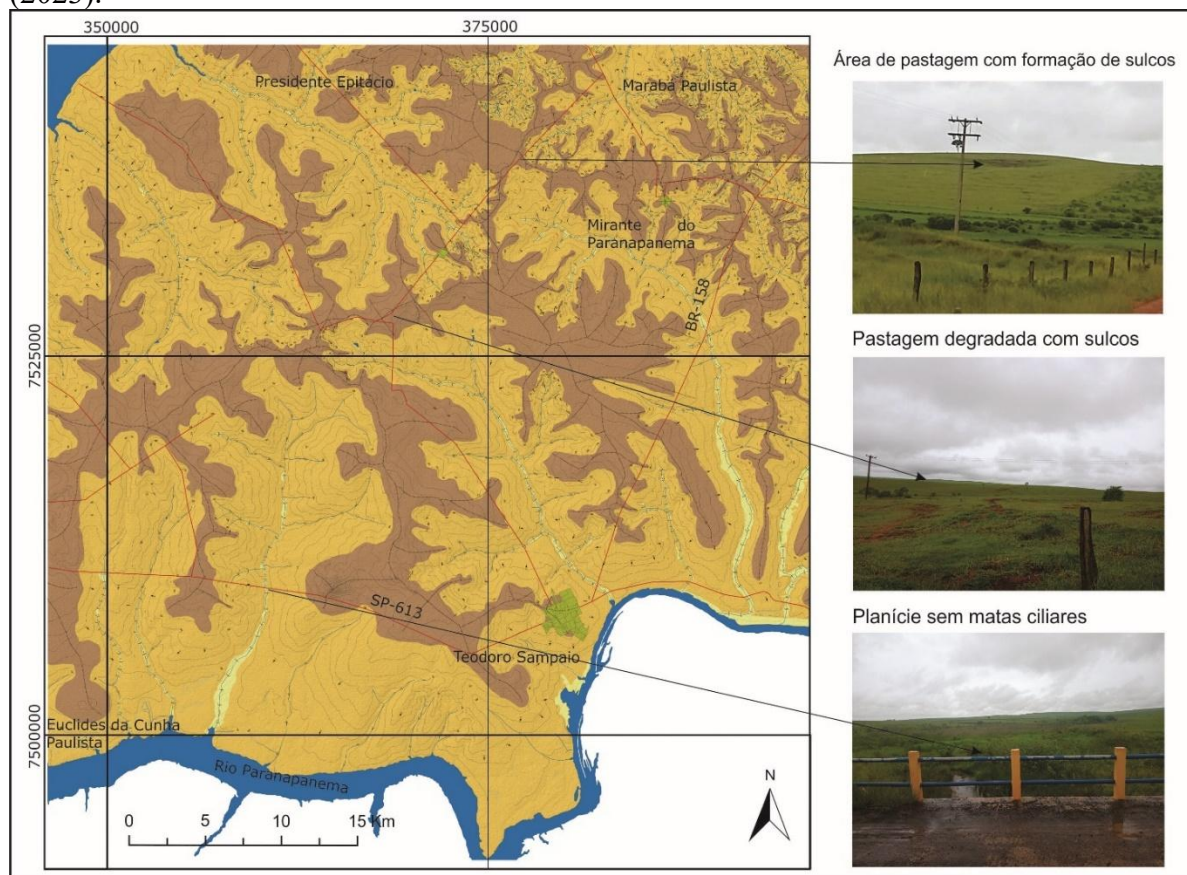
Figura 45 - Descrição da área ao entorno dos trechos 1 e 2. Fonte: Trabalho de campo (2023)



De forma geral, o que mais se destaca é a situação ambiental em que se encontram os cursos d'água em quase todos os trechos percorridos. A maioria não apresentam matas ciliares, recebendo grande carga de sedimentos dos solos descobertos localizados ao longo das vertentes. Isso pode ser observado na Figura 46, onde mostra o Ribeirão da Anta, cujas margens estão degradadas sem a presença de matas ciliares e com a formação de banco de sedimentação de origem antrópica, ocasionando intenso processo de assoreamento do leito fluvial.

Predominam as colinas de topos amplos e aplainados com vertentes retilíneas e extensos comprimentos de rampa. Nestas morfologias, ocorrem declividades baixas (0-10%), propiciando o plantio de culturas mecanizadas como no caso da expansão da cana-de-açúcar.

Figura 46 - Descrição da área ao entorno dos trechos 2, 3 e 4. Fonte: Trabalho de campo (2023).



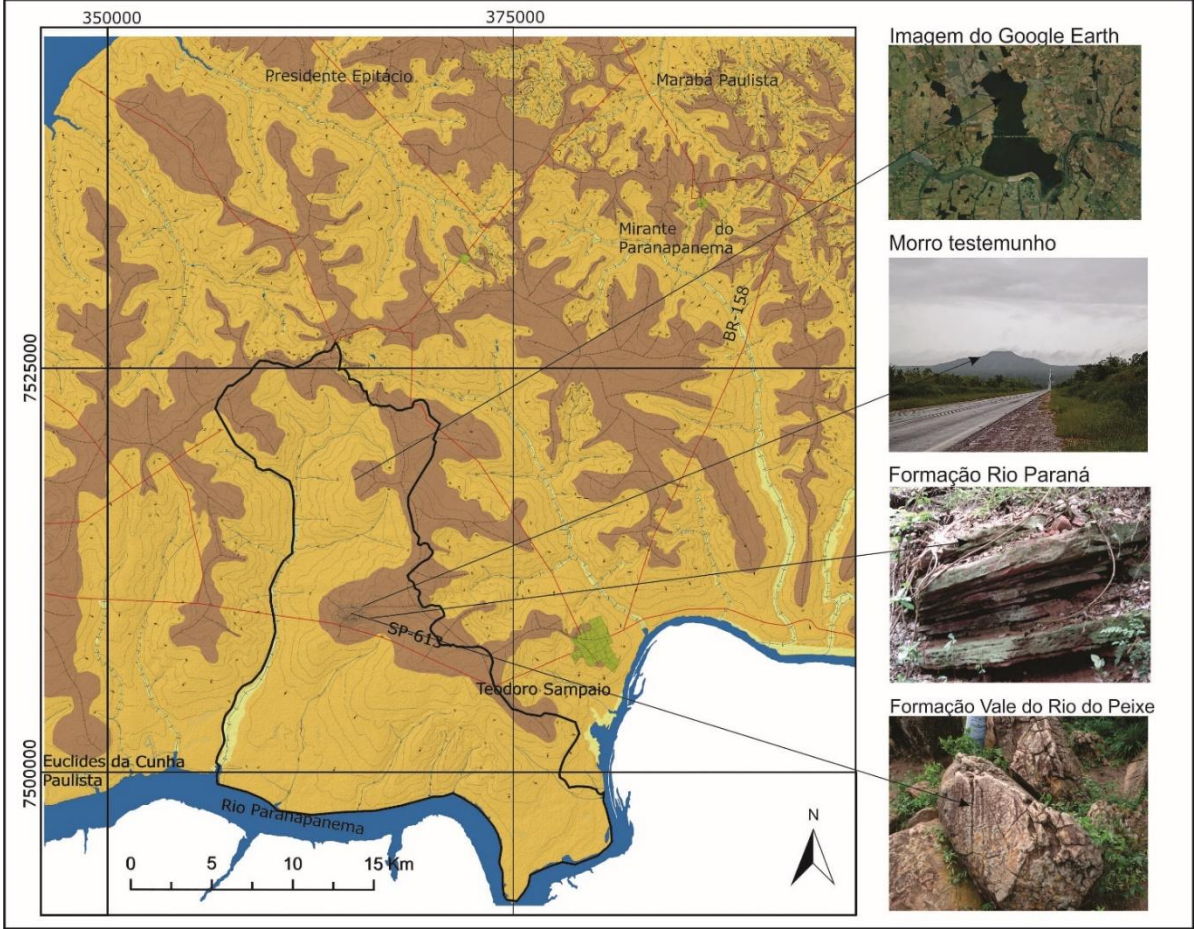
A sequência de relevo colinosos de topos aplainados, baixa declividade com vertentes amplas e retilíneas, planície aluviais e alveolares com morfologia de fundo chato, e cabeceiras de drenagem com amplos anfiteatros, associadas a baixos índices de convergência, também foram observados nos vários trechos percorridos.

Nos topos das colinas e vertentes amplas, tem-se utilizado para a pecuária extensiva ou para o cultivo da soja. Nas áreas de pecuária, identificou-se vários locais com sérios problemas de erosão laminar e lineares (sulcos e ravinas), conforme também pode ser visto na Figura 46.

Importante resaltar que na área de estudo localiza-se o Parque Estadual do Morro do Diabo, a mais importante unidade de conservação ambiental do Extremo Oeste Paulista, compreendendo uma área de 34 mil ha de Floresta Estacional Semidecidual.

Do ponto de vista geológico e geomorfológico, destaca-se o morro residual “Morro do Diabo” (Figura 47), cuja base predominam as rochas sedimentares da Formação Rio Paraná (Grupo Caiuá), e no topo os arenitos silicificados da Formação Vale do Rio do Peixe, resultado de processos de hidrotermalismo decorrentes de falhamentos geológicos existente.

Figura 47 - Localização do Parque Estadual do Morro do Diabo no mapa geomorfológico. Fonte: Trabalho de campo (2023).



A caracterização dos solos foi realizada a partir da elaboração do Mapa Simplificado Semidetalhado de Solos associado à realização do trabalho de campo, realizado em vinte e três pontos.

Verificou-se a ocorrência de solos desenvolvidos, solos rasos a desenvolvidos, solos rasos e solos hidromórfico, os quais encontram-se associados às classes de Latossolos (solos desenvolvidos), Argissolos (solos rasos a desenvolvidos), Neossolos Litólicos (solos rasos) e Planossolos Hidromórficos e Gleissolos (solos hidromórficos) (Quadro 3).

Quadro 3 - Classes de Solos presentes nas áreas estudadas e sua conceituação, segundo o SiBCS. Organizado pelo autor (2024).

Classes de Solos	Conceituação, de acordo com o SiBCS (EMBRAPA, 2018)
Latossolos (1º nível categórico, ordem)	“[...] solos constituídos por material mineral, com horizonte B latossólico imediatamente abaixo de qualquer um dos tipos de horizonte diagnóstico superficial, exceto hístico. [...] solos em avançado estágio de intemperização, muito evoluídos como resultados de nérgicas transformações no material constitutivo. Os solos vão virtualmente destituídos de minerais primários ou secundários menos resistentes ao intemperismo e tem capacidade de troca de cátions de fração argila baixa [...]. São normalmente muito profundos, sendo a espessura do <i>solum</i> raramente inferior a 1m.

	Tem sequência de horizontes A, B, C com pouca diferenciação de sub-horizontes e transições usualmente difusas ou graduais.” (EMBRAPA, 2018, p. 93-94)
Latossolos Amarelos (2º nível categórico, subordem)	“Solos com matiz 7,5YR ou mais amarelo na maior parte dos primeiros 100cm do horizonte B (inclusive BA) que não se enquadram na classe anterior ² ” (EMBRAPA, 2018, p. 195)
Latossolos Vermelhos (2º nível categórico, subordem)	“Solos com matiz 2,5YR ou mais vermelho na maior parte dos primeiros 100cm do horizonte B (inclusive BA)” (EMBRAPA, 2018, p. 95)
Latossolos Vermelho-Amarelos (2º nível categórico, subordem)	“Outros solos de cores vermelho-amareladas e/ou amarelo-avermelhadas que não se enquadram nas classes anteriores” (EMBRAPA, 2018, p. 96)
Argissolos (1º nível categórico, ordem)	“[...] solos constituídos por material mineral, que têm como características diferenciais a presença de horizonte B textural de argila de atividade baixa, ou atividade alta desde que conjugada com saturação por base baixa ou com caráter aluminico. O horizonte B textural (Bt) encontra-se imediatamente abaixo de qualquer tipo de horizonte superficial, exceto o hístico, sem apresentar, contudo, os requisitos para ser enquadrado nas classes dos Luvisolos, Planossolos, Plintossolos ou Gleissolos” (EMBRAPA, 2018, p. 86-87)
Argissolos Amarelos (2º nível categórico, subordem)	“Solos com matiz 7,5YR ou mais amarelo na maior parte dos primeiros 100cm do horizonte B (inclusive BA) que não se enquadram nas classes anteriores” (EMBRAPA, 2018, p. 116)
Argissolos Vermelhos (2º nível categórico, subordem)	“Solos com matiz 2,5YR ou mais vermelho na maior parte dos primeiros 100cm do horizonte B (inclusive BA)” (EMBRAPA, 2018, p. 116)
Argissolos Vermelho-Amarelos (2º nível categórico, subordem)	“Outros solos de cores vermelho-amareladas e/ou amarelo-avermelhadas que não se enquadram nas classes anteriores.” (EMBRAPA, 2018, p. 116)
Neossolos (1º nível categórico, ordem)	“[...] solos constituídos por material mineral ou material orgânico pouco espesso que não apresenta alterações expressivas em relação ao material originário devido à baixa intensidade de atuação dos processos pedogenéticos, seja em razão de características inerentes ao próprio material de origem (como maior resistência ao intemperismo ou composição químico-mineralógica), seja em razão da influência dos demais fatores de formação (clima, relevo ou tempo), que podem impedir ou limitar a evolução dos solos.” (EMBRAPA, 2018, p. 96-97)
Neossolos Litólicos (2º nível categórico, subordem)	“Solos com contato lítico fragmentário dentro de 50cm a partir da superfície, apresentando horizonte A ou hístico assente diretamente sobre a rocha ou sobre um horizonte C ou Cr ou sobre material com 90% (por volume) ou mais de sua massa constituída por fragmentos grosseiros (por exemplo, cascalheira de quartzo) com diâmetro maior que 2mm (cascalhos, calhaus e matacões). Admitem um horizonte B em início de formação, cuja espessura não satisfaz a nenhum tipo de horizonte B diagnóstico.” (EMBRAPA, 2018, p. 219)
Nitossolos (1º nível categórico, ordem)	“[...] solos constituídos por material mineral, com horizonte B nítico, textura argilosa ou muito argilosa (teores de argila iguais ou maiores que 350g kg ⁻¹ de TFSA) desde a superfície do solo, estrutura em blocos subangulares ou angulares ou prismática, de grau moderado ou forte, com cerosidade expressiva e/ou caráter retrátil” (EMBRAPA, 2018, p. 97)
Planossolos (1º nível categórico, ordem)	“[...] solos minerais imperfeitamente ou mal drenados, com horizonte superficial ou subsuperficial eluvial, de textura mais leve, que contrasta abruptamente com o horizonte B imediatamente subjacente, adensado, geralmente de acentuada concentração de argila, permeabilidade lenta ou muito lenta, constituído, por vezes, um horizonte pã, responsável pela formação de lençol d’água sobreposto (suspensão) e de existência periódica durante o ano” (EMBRAPA, 2018, p. 101)
Gleissolos (1º nível categórico, ordem)	“[...] solos minerais, hidromórficos, que apresentam horizonte glei dentro de 50cm a partir da superfície ou a profundidade maior que 50cm e menor ou igual a 150cm desde que imediatamente abaixo de horizontes A ou E (com ou seu gleização) ou de horizonte hístico com espessura insuficiente para definir a classe dos Organossolos. Não

² O trecho refere-se aos Latossolos Brunos

apresentam textura exclusivamente arenosa em todos os horizontes dentro dos primeiros 150cm a partir da superfície do solo ou até um contato lítico ou lítico fragmentário, tampouco horizonte vértico em posição diagnóstica para Vertissolos. Horizonte plânico, horizonte plíntico, horizonte concrecionário ou horizonte litoplíntico, se presentes, devem estar à profundidade a 200cm a partir da superfície do solo.” (EMBRAPA, 2018, p. 91-92)

A partir da observação e descrição dos pontos de observação do relevo mapeados da área de estudo, associado à caracterização dos solos, foi possível elaborar um quadro síntese dos compartimentos do relevo (Quadro 4):

Quadro 4 - Síntese integrada dos compartimentos de relevo do município de Teodoro Sampaio e adjacências - SP, Brasil. Organizado por Nunes e Firmino (2023).

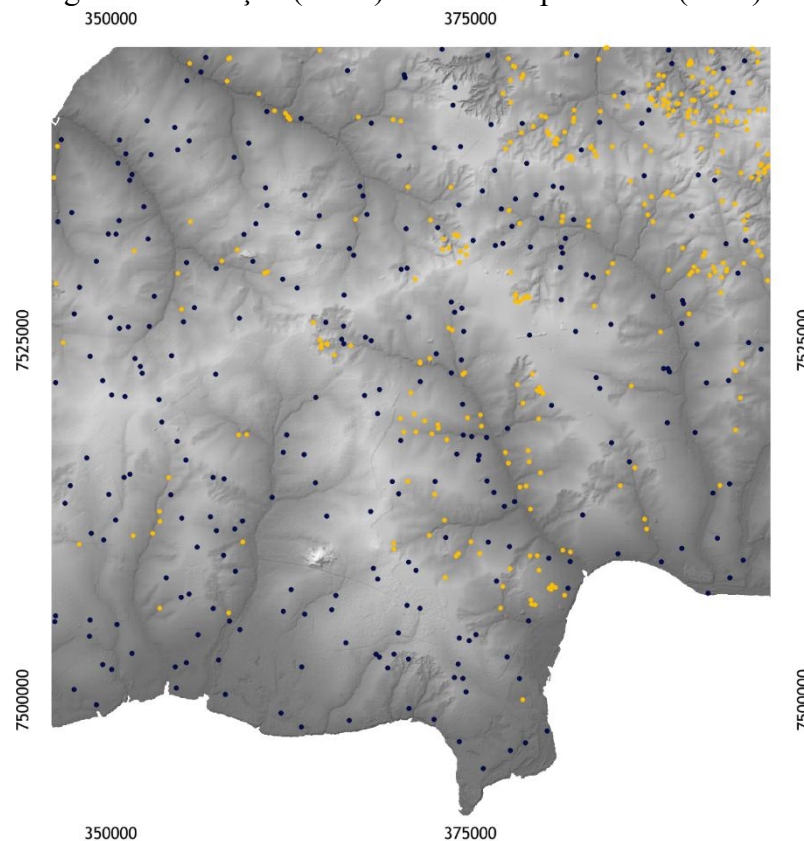
Síntese integrada dos compartimentos de relevo do município de Teodoro Sampaio e adjacências- SP, Brasil						
MORFOESTRUTURA – Bacia Sedimentar do Paraná						
MORFOESCULTURA – Planalto Ocidental Paulista						
COMPARTIMENTO DE RELEVO	LITOLOGIA E HIDROGEOLOGIA	SOLOS	USO E OCUPAÇÃO DA TERRA	COBERTURA VEGETAL	MORFODINÂMICA	
 Topo das colinas amplas e suavemente onduladas, com declividades entre 3 a 8%.	Formações Vale do Rio do Peixe (Grupo Bauru) e Rio Paraná (Grupo Caiuá).	Latossolos Vermelhos e Argissolos Vermelhos e Amarelos.	- Ocupação urbana; - Rodovias; - Estradas de terra; - Lavouras de cana-de-açúcar e soja; - Pastagens; - Propriedades rurais.	Campos de gramíneas e matas residuais.	Presença de processos erosivos lineares (sulcos) e laminares nas área com predomínio de gramíneas e lavouras.	
	Formações Vale do Rio do Peixe (Grupo Bauru) e Rio Paraná (Grupo Caiuá).	Latossolos Vermelhos, Argissolos Vermelhos e Amarelos, e Neossolos Litólicos.	- Ocupação urbana; - Rodovias; - Estradas de terra; - Lavouras de cana-de-açúcar e soja; - Pastagens; - Propriedades rurais.	Campos de gramíneas e matas residuais.	Presença de processos erosivos lineares (sulcos e ravinas) e laminares nas área com predomínio de gramíneas e lavouras.	
 Domínio das vertentes concavas, convexas e retilíneas com declividades entre 8 a 20%	Formações Vale do Rio do Peixe, Santo Anastácio (Grupo Bauru) e Rio Paraná (Grupo Caiuá), e Serra Geral (Grupo São Bento), com área de surgência do aquífero freático.	Latossolos Vermelhos, Argissolos Vermelhos e Amarelos, Neossolos Litólicos e Nitossolos.	- Rodovias; - Estradas de terra; - Lavouras de cana-de-açúcar e soja; - Áreas com pastagem; - Terraços agrícolas em propriedades rurais. - Terraços Propriedades rurais.	- Matas residuais nas cabeceiras de drenagem em anfiteatros; - Campos de gramíneas e matas residuais em encostas.	Presença de processos erosivos lineares (sulcos, ravinas e voçorocas) e laminares nas área com predomínio de gramíneas e lavouras.	
	Depósitos Aluvionares (Quaternário) com áreas de sugencia do aquífero freático.	Planossolos hidromórficos e Gleissolos.	- Presença de pastagens; - Barragens e açudes.	Campos de gramíneas e matas galerias.	Presença de processos erosivos lineares (sulcos, ravinas e voçorocas) e assoreamento.	
 Planícies Aluviais com declividades entre 0 a 3%						

6.2 Modelos de Suscetibilidade

Para a elaboração do mapa inventário de erosões lineares, foram utilizados os dados obtidos pelo mapeamento geomorfológico realizado na pesquisa e o cadastro de erosões do estado de São Paulo, realizado pelo IPT (2012).

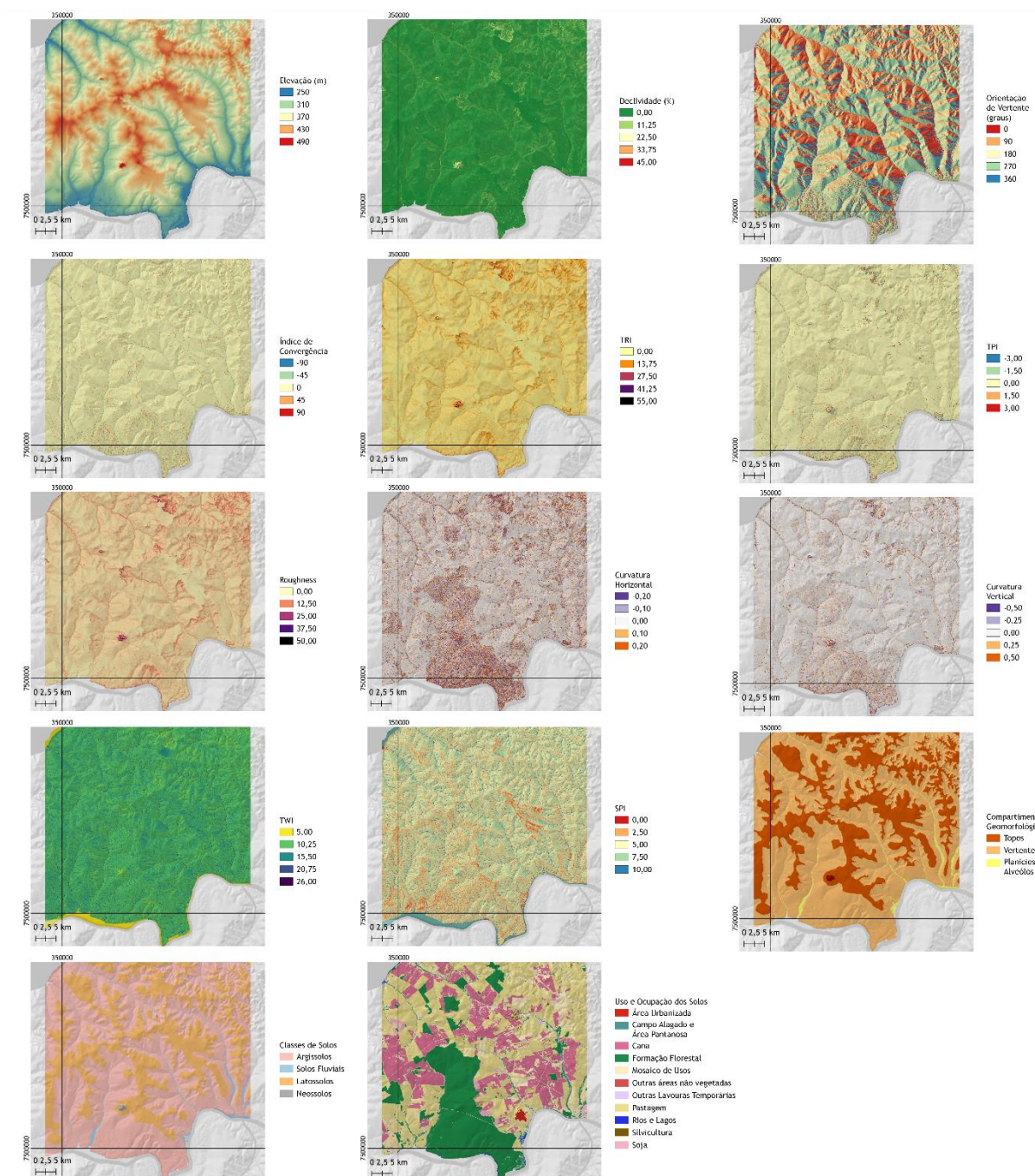
Os dados obtidos no mapeamento geomorfológico tiveram seus centroides computados e foram adicionados ao arquivo *shapefile* de erosões. Para essa finalidade, foram utilizados os pontos de localização de erosões lineares de ravinas e voçorocas. Os pontos indicando ausência de erosões foram gerados aleatoriamente, em um tamanho amostral equivalente ao número de pontos de localização das erosões lineares (Figura 48).

Figura 48 - Pontos de erosões lineares (amarelo) e amostras geradas aleatoriamente indicando pontos de ausência de erosões lineares (azul), para treino e teste do modelo de suscetibilidade, sobre o Modelo Digital de Elevação (DEM). Elaborado pelo autor (2024).



Para o início dos procedimentos, foram utilizadas 14 variáveis preditivas (Figura 49), que posteriormente foram selecionadas para o modelo final. A seleção foi realizada a partir das análises da correlação de Pearson e da análise de multicolinearidade, para verificar e remover variáveis com alto índice de correlação entre si, evitando redundância dos dados e aumento da complexidade do modelo, que podem levar ao *overfitting*, além da indicação da relevância das variáveis para o modelo, através da análise de PCA.

Figura 49 - Mapas simplificados³ dos atributos empregados inicialmente no modelo.



Referem-se, por ordem: Altitude; Declividade (%); Orientação da Vertente; Índice de Convergência; TRI; TPI; Rugosidade (*Roughness*); Curvatura Horizontal; Curvatura Vertical; TWI; SPI; Compartimentos Geomorfológicos; Classes de Solos; e Uso e Ocupação do Solo (2022). Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2024); Google Earth. Elaborado pelo autor (2024).

No estudo, a análise de PCA (Figura 50, Figura 51 e Figura 52) resultou em 10 componentes principais, que descrevem 100% da variabilidade dos dados. O primeiro PC

³ Mapas melhores detalhados dos fatores geoambientais encontram-se em Anexos.

resulta em aproximadamente 35% da variabilidade no conjunto dos dados e é fortemente influenciado por dados como SPI, Curvatura Horizontal, TPI, Índice de Convergência e Curvatura Vertical. O segundo corresponde a 24% da variabilidade dos dados e encontra-se influenciado por dados de Declividade, TRI, TWI e Rugosidade. Os seis primeiros componentes principais correspondem a 95% da variabilidade dos dados.

Figura 50 - Análise de PCA, 10 componentes. Elaborado pelo autor (2024)

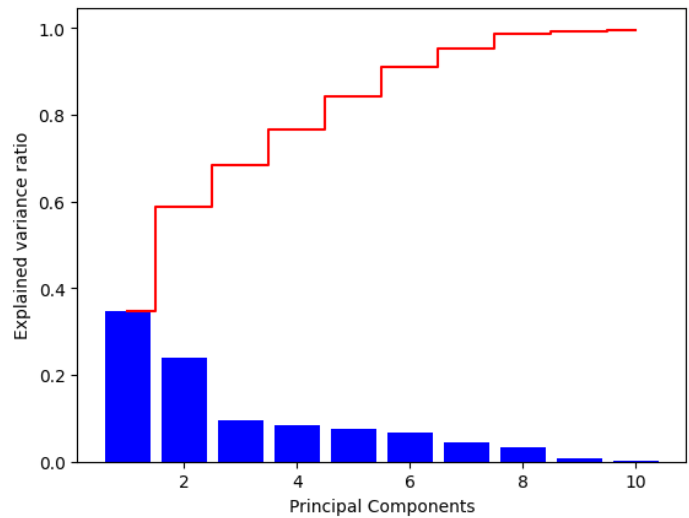
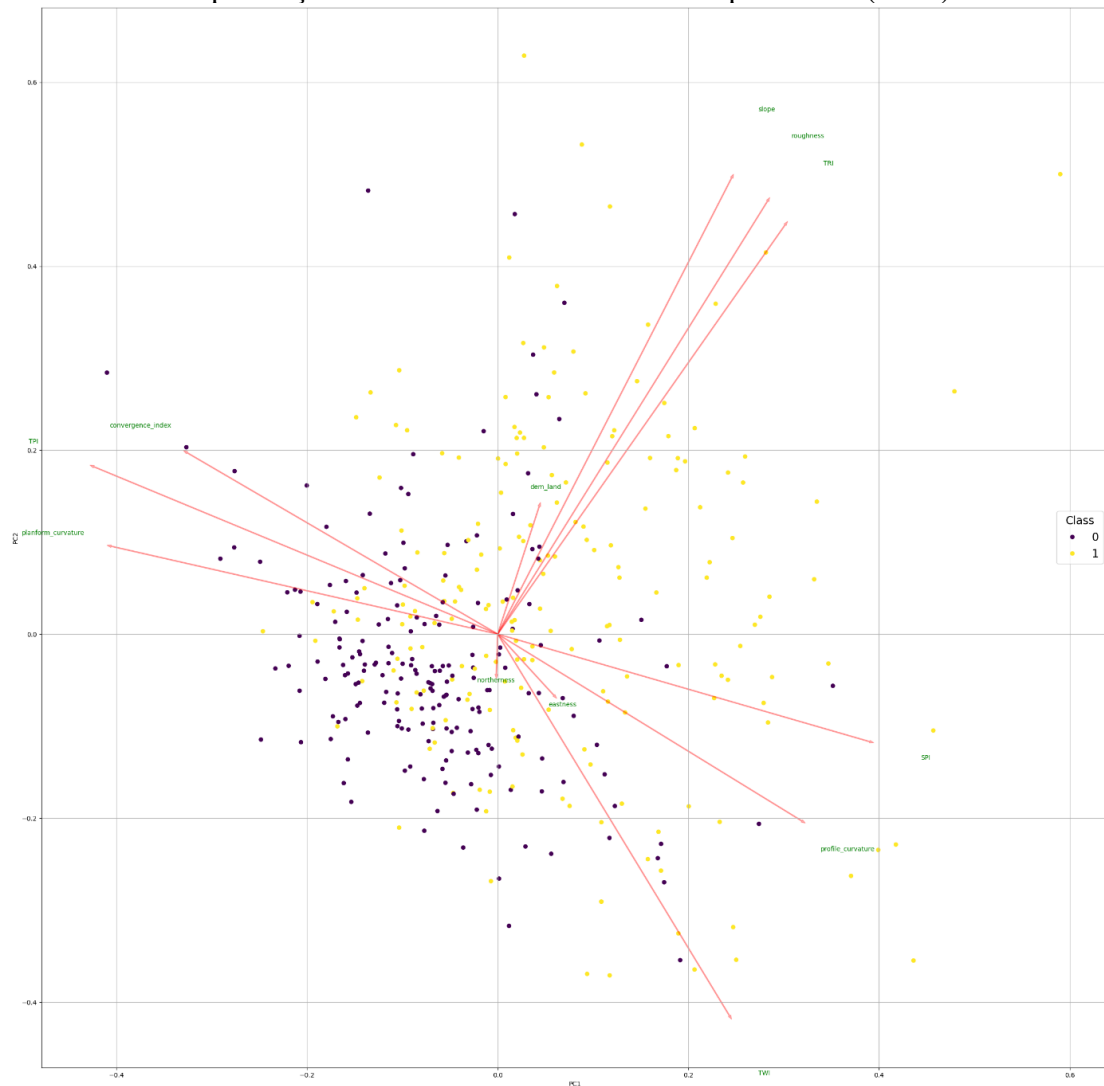


Figura 51 - Matriz de correlação de Pearson entre os componentes PCA e as variáveis preditivas. Elaborado pelo autor (2024)



Figura 52 - Biplot de análise PCA, no qual a classe 0 indica pontos de ausência de erosões lineares e 1 indica presença de erosões lineares. Elaborado pelo autor (2024).



A Matriz de correlação de Pearson (Figura 53) indicou altos valores de correlação entre algumas das variáveis de predição. Os dados que apresentaram valores de correlação maiores que 0.75 ou menores que -0.75 (correlação negativa) foram removidos, tendo sido: 1) TWI, em altamente correlacionado ao SPI; 2) Curvatura Vertical e Curvatura Horizontal, altamente correlacionadas ao TPI; e 3) Declividade e Rugosidade (*Roughness*), altamente correlacionadas ao TRI. Assim, permaneceram as variáveis representadas na matriz da Figura 54.

Figura 53 - Matriz de correlação de Pearson entre as variáveis de predição. Elaborado pelo autor (2024).

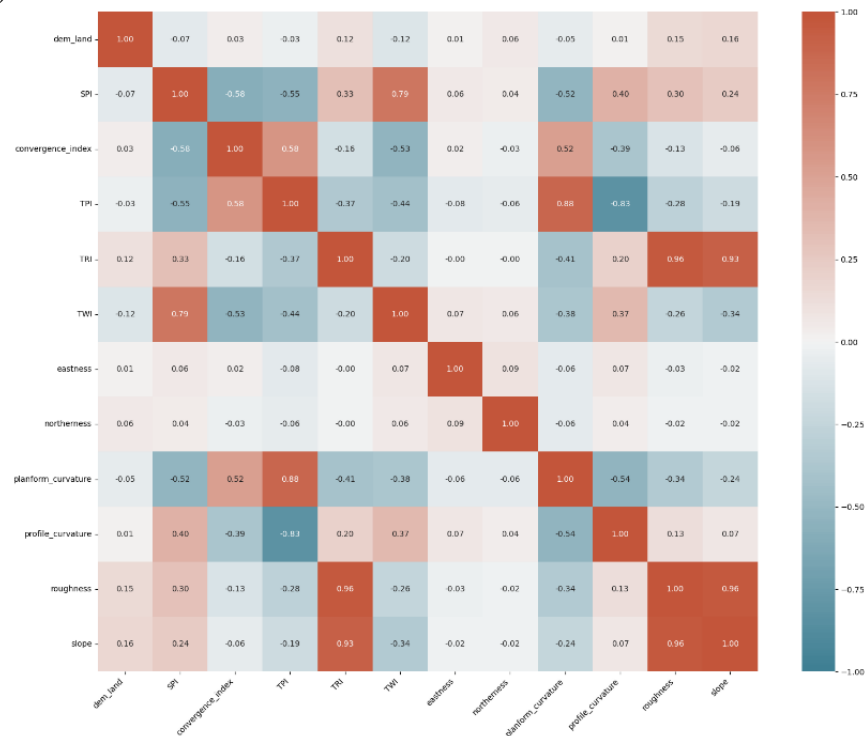
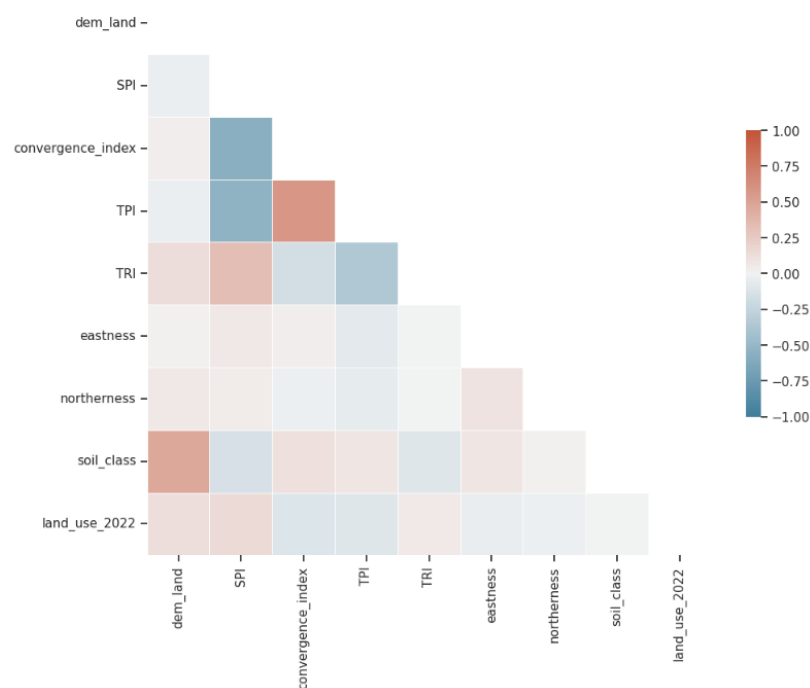


Figura 54 - Matriz de Correlação de Pearson entre as variáveis empregadas após a seleção. Elaborado pelo autor (2024).



Apesar da correlação entre curvatura horizontal e vertical não terem apresentado índice acima de 0.75 para o índice de convergência, é válido observar que, conforme discutido na

seção 0, o índice também representa numericamente a morfologia do terreno e seus impactos no escoamento superficial e subsuperficial das águas (Arabameri et al., 2020b).

Também é importante ressaltar que tal procedimento permite a análise de variáveis quantitativas. Em relação às variáveis qualitativas, é verificável alta correlação entre os dados de classes de solos e compartimentos geomorfológicos. Por essa razão, optou-se pela seleção dos dados de classe de solos para o modelo final, excluindo os dados de compartimentos geomorfológicos nessa etapa de estudo.

Após a análise de correlação de Pearson, também foi realizada a análise de Multicolinearidade das variáveis quantitativas (Quadro 5), obtendo os valores de VIF (*Variance Inflation Factor*) e TOL (*Tolerance*), nos quais adotaram-se os limiares para alta colinearidade $VIF > 10$ e $TOL < 0,1$. Nesse sentido, todas as variáveis quantitativas foram mantidas.

Quadro 5 - Análise de Multicolinearidade das variáveis quantitativas selecionadas. Elaborado pelo autor (2024)

Variáveis	VIF	TOL
Altitude	1,383	0,723
SPI	1,929	0,519
CI	1,865	0,536
TPI	1,972	0,507
TRI	1,452	0,689
Orientação da Vertente – Leste	1,109	0,901
Orientação da Vertente – Norte	1,052	0,951

Assim, a distribuição das variáveis quantitativas e qualitativas selecionadas encontram-se representadas nos histogramas da Figura 55. Além disso, também é possível observar as relações entre as variáveis preditoras e a variável predita através dos gráficos de dispersão da Figura 56. Nesse sentido, é possível verificar a ocorrência de diversas relações não-lineares.

Figura 55 - Histogramas de distribuição das variáveis de predição. Elaborado pelo autor (2024)

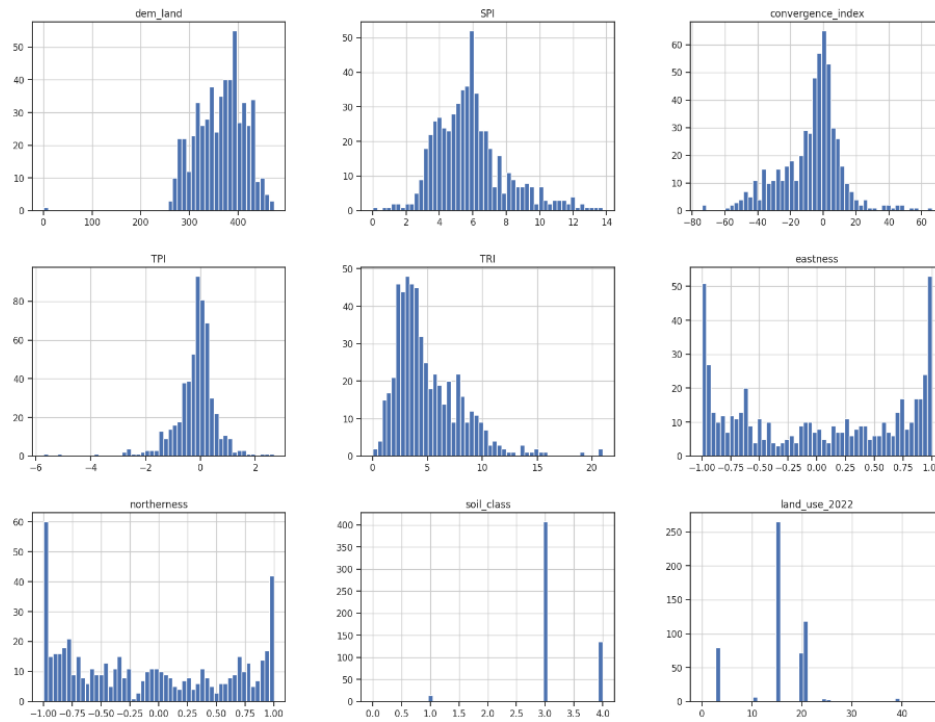
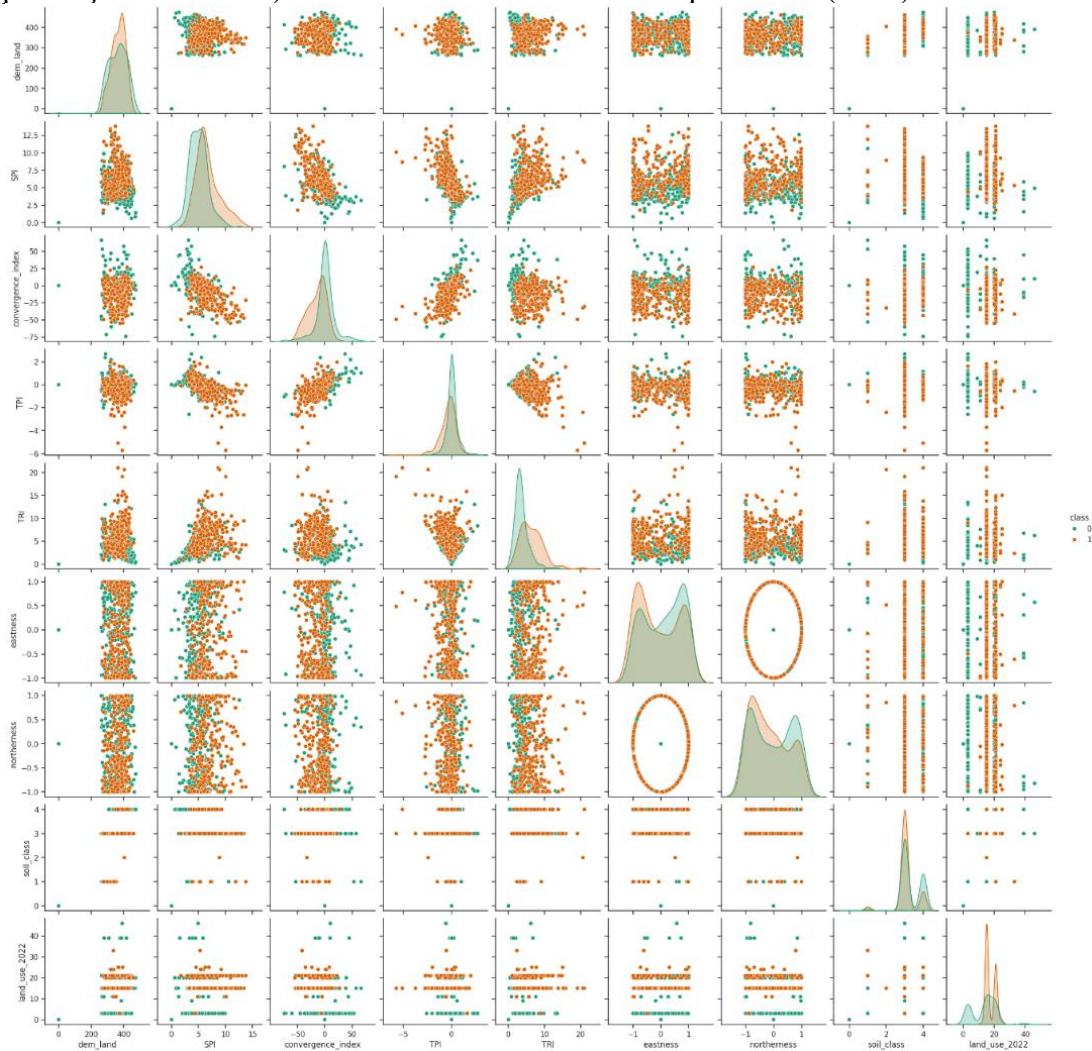


Figura 56 - Gráficos de dispersão entre as variáveis preditivas e as classes binárias (pontos de presença ou ausência) de erosões lineares. Elaborado pelo autor (2024).



Os resultados da busca dos melhores hiperparâmetros através do Grid Search e da Validação Cruzada K-Fold, com o emprego de k-value = 10, encontram-se organizados no Quadro 6.

Em seguida, os modelos foram treinados a partir do conjunto de dados de treino e tiveram sua performance avaliada e comparada através dos indicadores de precisão discutidos no capítulo de Metodologia, com base na comparação entre os dados preditos e os dados de teste.

Quadro 6 - Hiperparâmetros empregados nos modelos

Modelo	Parâmetro	Hiperparâmetro	Significado do Parâmetro
Random Forest	Max. Features	“sqrt”	Número de atributos necessários para a decisão final de cada classificação
	Número de Estimadores	100	Número de árvores na floresta
Logistic Regression	C	1	Determinante da intenção de evitar classificações erradas
	Penalty	l2	Determina o limite de tamanho de coeficientes
	Solver	“liblinear”	Determina o algoritmo de regressão logística empregado
Support Vector Machine	C	10	Determinante da intenção de evitar classificações erradas
	Gamma	0,001	Coefficiente kernel que determina a influência de uma amostra
	Kernel	“rbf”	Função kernel do algoritmo
Multilayer Perceptron	Activation	“tanh”	Função de ativação da camada oculta. “tanh” refere-se à função da tangente hiperbólica.
	Alpha	0,0001	Força ou intensidade do termo de regularização L2. A regularização L2 é utilizada para evitar o <i>overfitting</i> .
	Hidden Layer Sizes	(100,)	Número de neurônios de cada camada oculta da rede neural. Nesse caso, 100 neurônios.
	Learning Rate	“constant”	Ajuste da taxa de aprendizado ao longo do treinamento. O valor “constant” mantém a taxa de aprendizado como constante durante todo o processo.
	Solver	“adam”	Solucionador para a otimização dos pesos. “adam” refere-se ao otimizador baseado em gradiente estocástico.

Fontes: (Ageenko et al., 2022; Scikit-Learn Developers, 2019). Organizado pelo autor (2024).

Além disso, foi possível estabelecer a importância dos atributos para cada modelo ajustado (Figura 57), bem como as matrizes de confusão (Figura 58). Nos quatro modelos, os dados de TRI, Índice de Convergência e de Uso da Terra compuseram os três atributos de maior importância.

Figura 57 - Importância dos atributos de cada classificador. Elaborado pelo autor (2024).

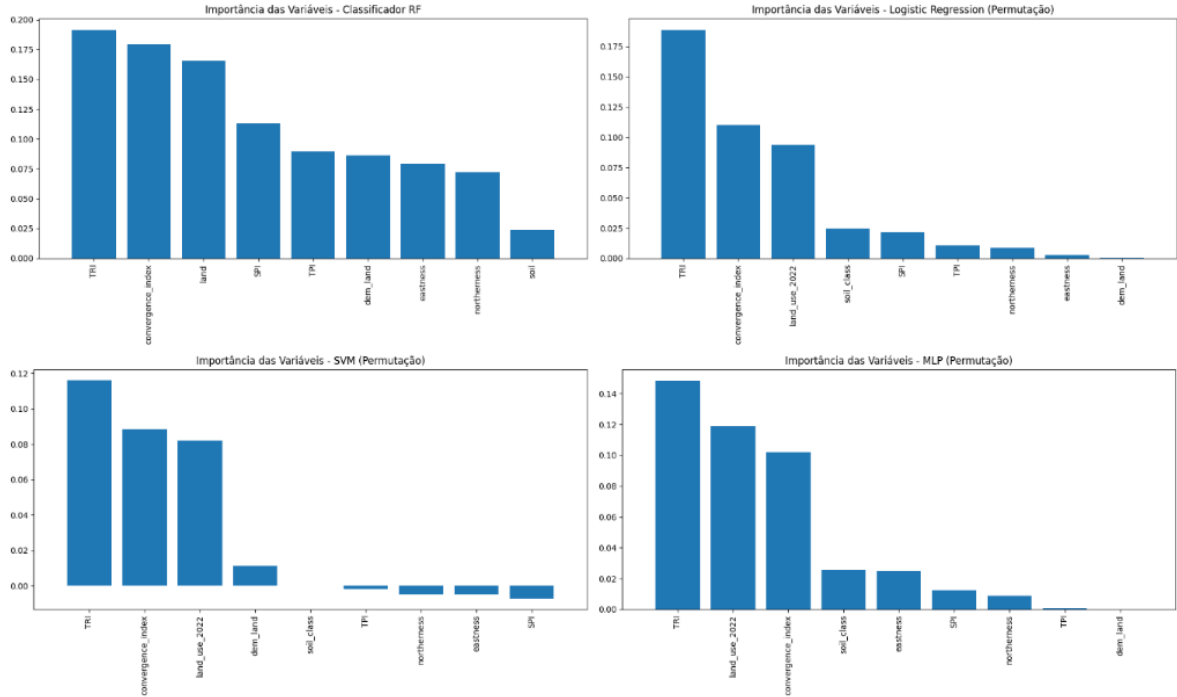
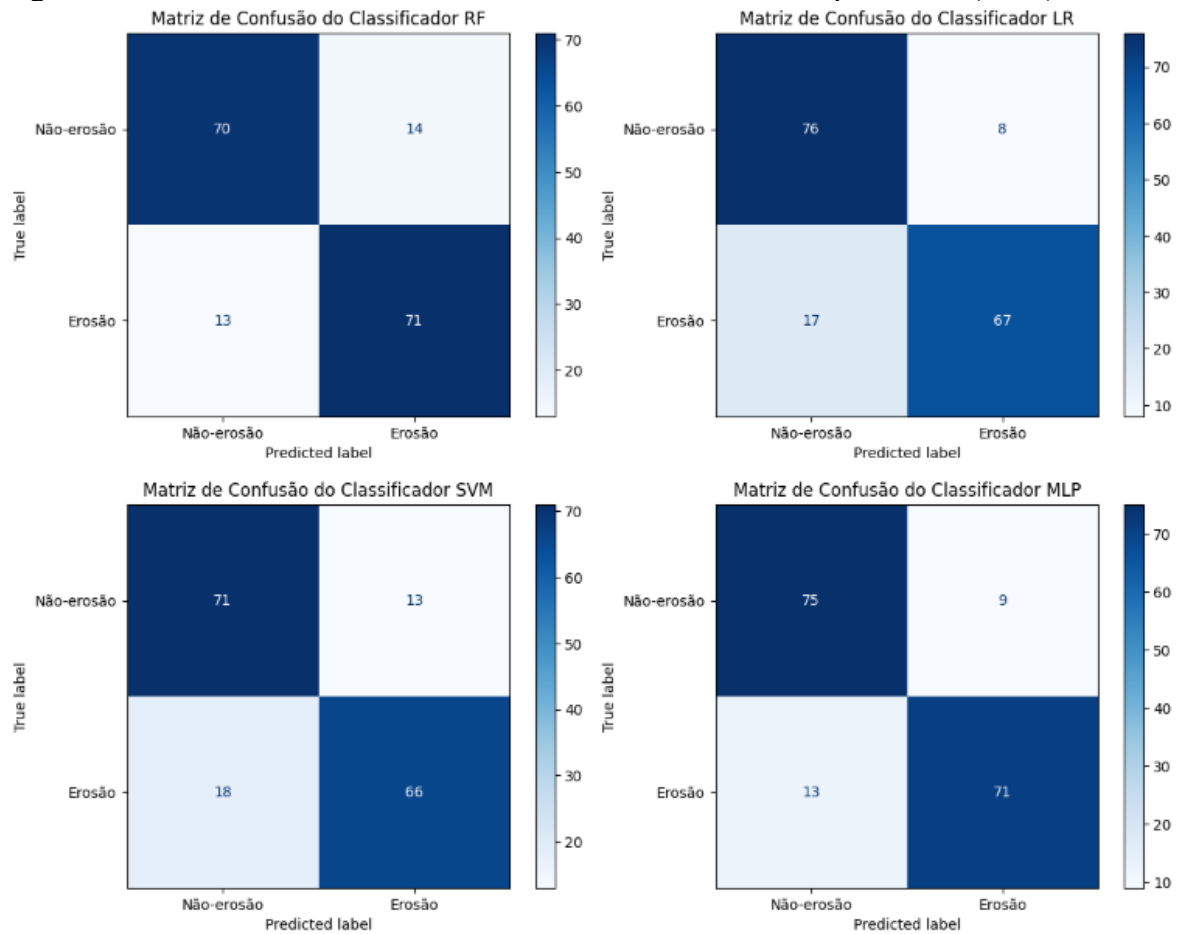


Figura 58 - Matrizes de Confusão do Classificadores. Elaborado pelo autor (2024).



Os valores de AUC-ROC (Figura 59 e Figura 60) para avaliação do desempenho dos modelos demonstraram maior qualidade no algoritmo de Multilayer Perceptron, obtendo $AUC = 0.93$. Os demais algoritmos resultaram nos seguintes valores: Random Forest ($AUC = 0.92$), Logistic Regression ($AUC = 0.89$), Support Vector Machine ($AUC = 0.89$).

Através da classificação citada por Mohebzadeh et al. (2022), para avaliação do desempenho de modelos a partir dos valores AUC-ROC, considera-se o desempenho do modelo LR e SVM como muito bom (0.8 a 0.9) e dos algoritmos MLP e RF como excelente (0.9 a 1.0).

Figura 59 - Gráfico de ROC-AUC dos classificadores RF, LR, SVM e MLP, respectivamente. Elaborado pelo autor (2024).

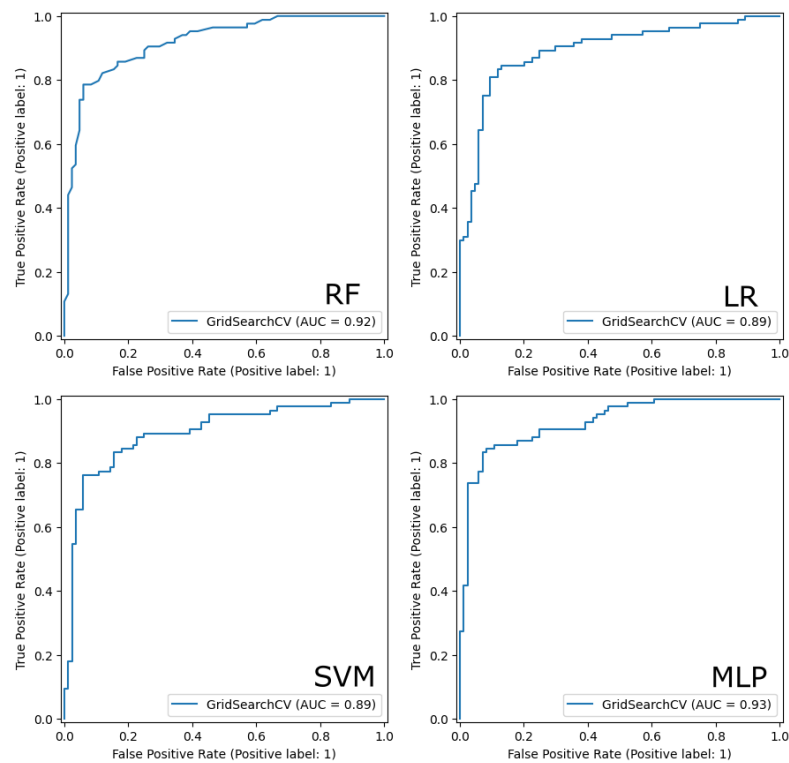
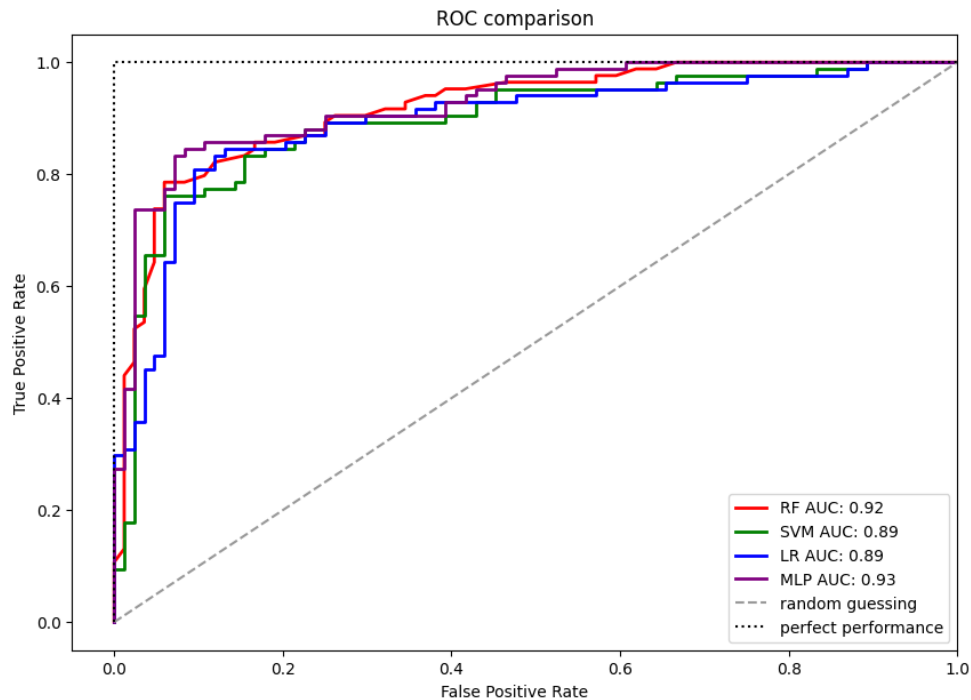


Figura 60 - Curvas AUC-ROC para os modelos de Machine Learning RF, SVM, LR e ANN-MLP. Elaborado pelo autor (2024).



Os valores de *Accuracy* score foram calculados de acordo com a Equação (13), no capítulo referente aos procedimentos metodológicos, e indicaram os seguintes resultados para os modelos de cada algoritmo: Multilayer Perceptron (*Accuracy* score = 0.89), Random Forest (*Accuracy* score = 0.85), Logistic Regression (*Accuracy* score = 0.84), e Support Vector Machine (*Accuracy* score = 0.82).

Em relação ao coeficiente de Kappa, determinado a partir da Equação (14), presente no capítulo referente aos procedimentos metodológicos, foram obtidos os seguintes valores para cada algoritmo: Multiplayer Perceptron (Kappa cohen = 0.77), Random Forest (Kappa cohen = 0.70), Logistic Regression (Kappa cohen = 0.68) e Support Vector Machine (Kappa cohen = 0.63), classificados como substanciais (0.6 a 0.8) (MOHEBZADEH et al., 2022). Dessa forma, a avaliação do Kappa cohen indica desempenho superior do modelo baseado no algoritmo MLP.

Quadro 7 - Métricas de Precisão dos modelos empregados. Elaborado pelo autor (2024).

Algoritmo empregado no modelo	Acuracy	Precision	Recall	F-1 Score	Coefficiente Kappa	Valor de AUC-ROC
RF	0.85	0.85	0.85	0.85	0.70	0.92
LR	0.84	0.84	0.84	0.84	0.68	0.89
SVM	0.82	0.82	0.82	0.82	0.63	0.89
MLP	0.89	0.89	0.89	0.89	0.77	0.93

É possível afirmar, pois, a partir das medidas apresentadas, que o modelo de suscetibilidade baseado no algoritmo de redes neurais Multilayer Perceptron obteve desempenho superior aos demais.

Os valores de Suscetibilidade se deram como resultado dos valores de probabilidade de ocorrência de erosões lineares para cada pixel, calculados através da função *predict_proba*, do *Stack Classifier*, pertencente à biblioteca Scikit-Learn, do Python. Tal função, gera a probabilidade de predição dos valores binários 0 e 1, a partir do estimador final de cada modelo, conforme representado na Figura 61.

Após a exportação dos valores para o formato GeoTIFF, foi possível a elaboração do Mapa de Suscetibilidade no QGIS de cada modelo (Figura 62), incluindo a adoção de uma legenda cartográfica e a construção de um *layout* de impressão.

Além disso, foi possível a elaboração de histogramas indicando a frequência dos valores de probabilidade de cada um dos modelos (Figura 63).

Figura 61 – Mapas simplificados de Probabilidade de predição dos valores binários 0 e 1 (ausência ou presença de erosões lineares), referente aos modelos RF, LR, SVM e MLP, respectivamente. Elaborado pelo autor (2025).

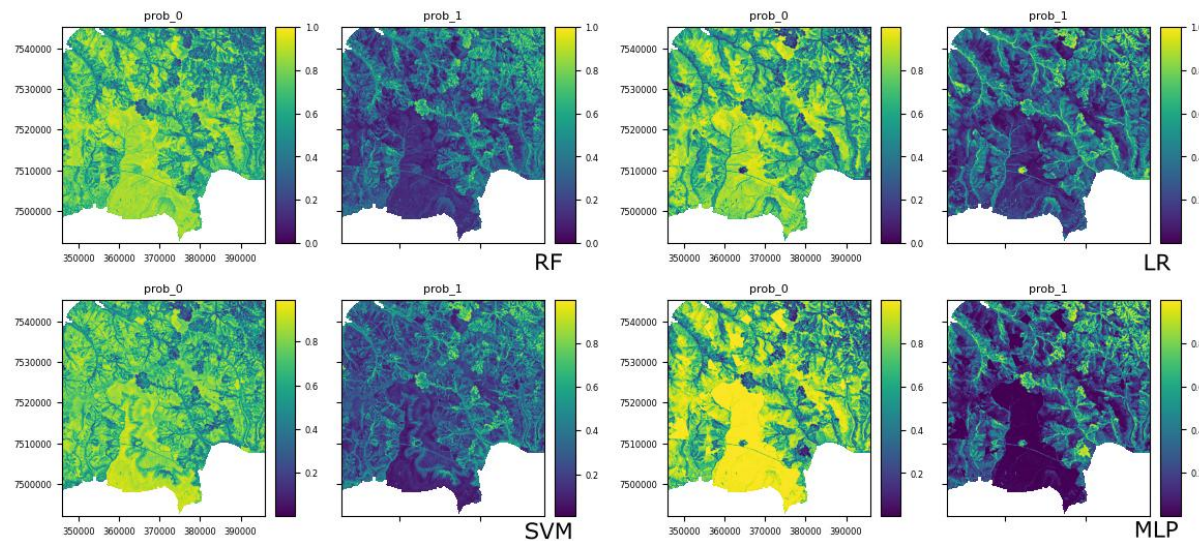


Figura 62 – Mapas de Suscetibilidade a Erosões Lineares, baseados nos modelos RF, LR, SVM e MLP. Elaborado pelo autor (2025).

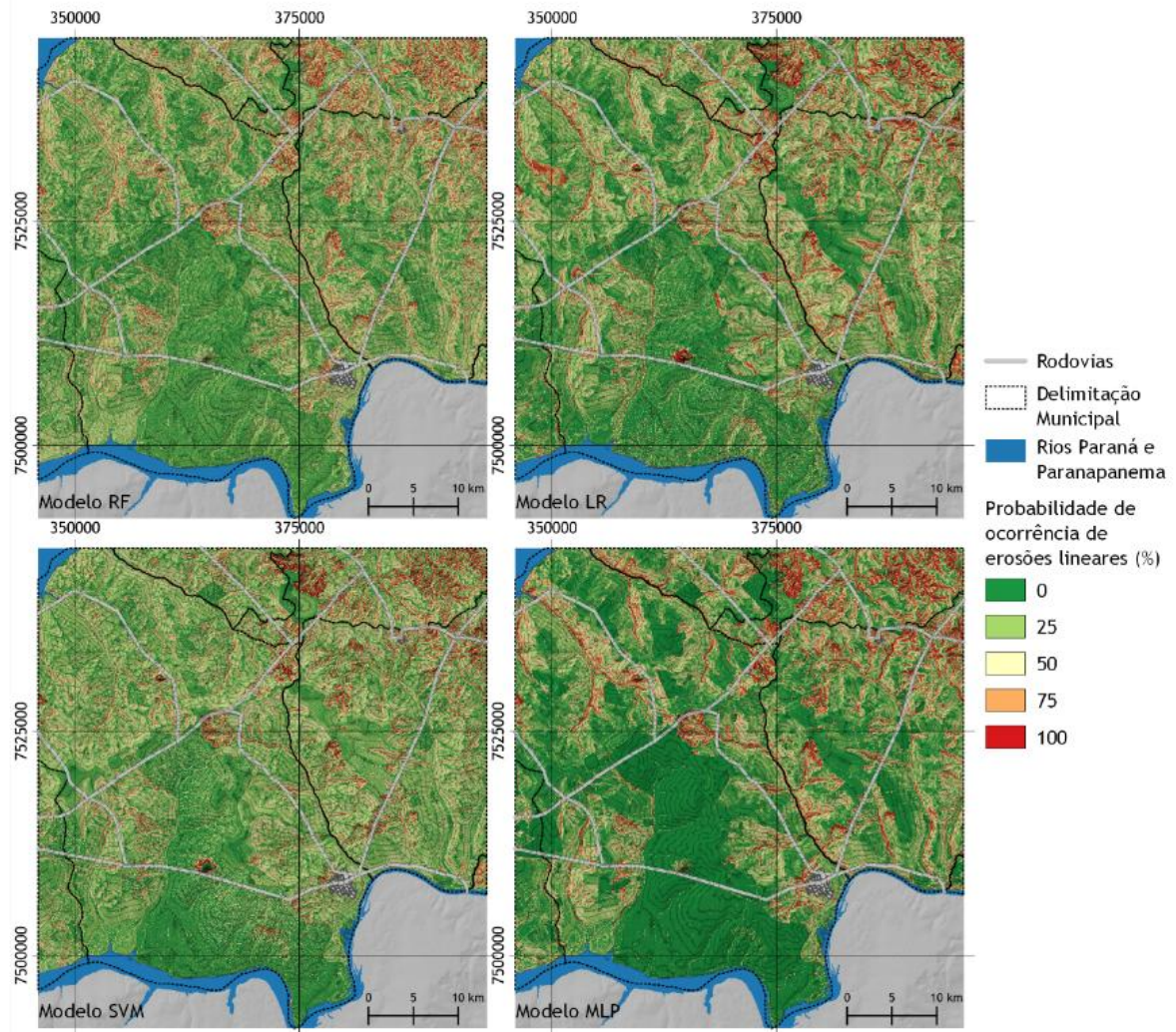
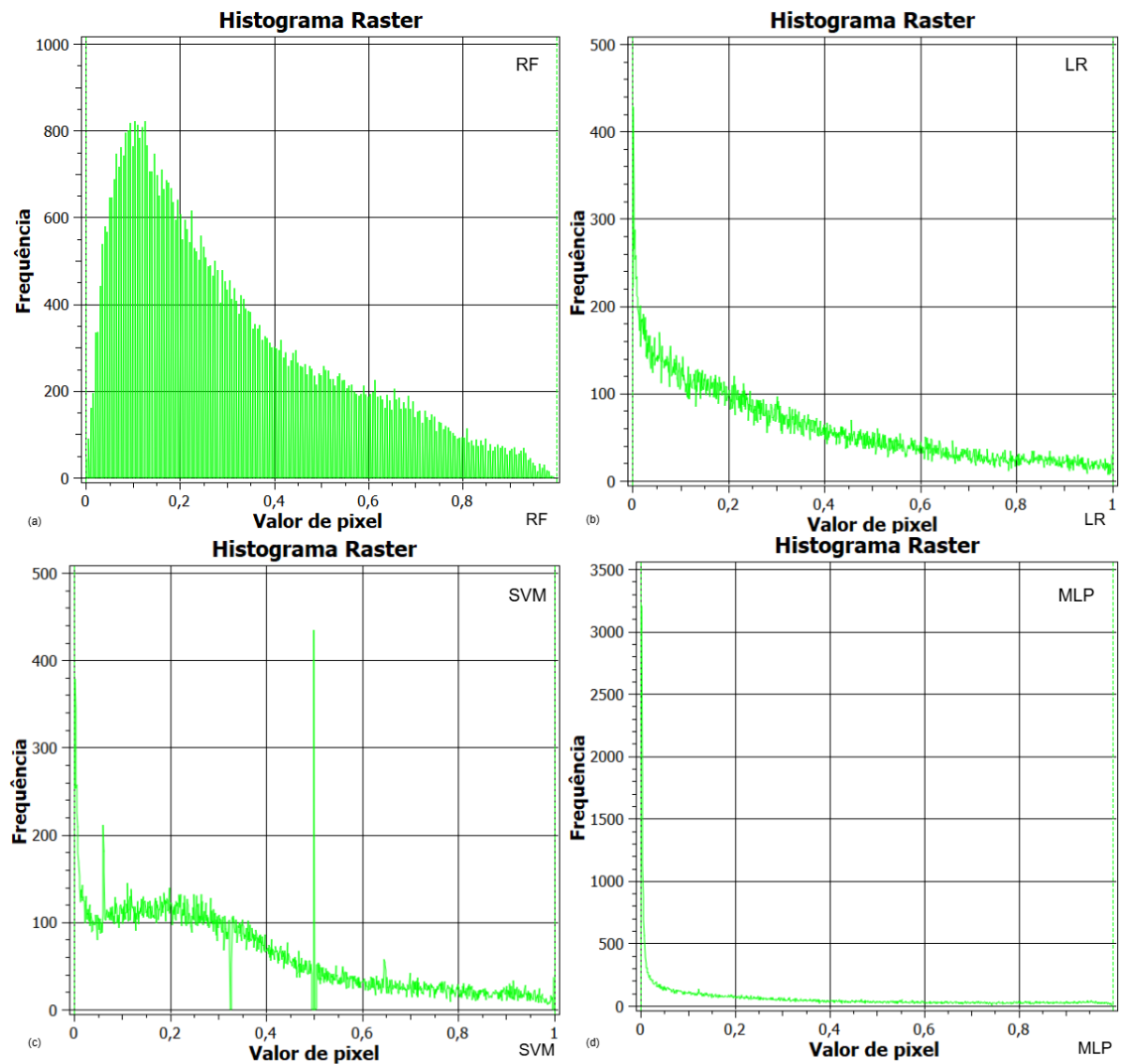
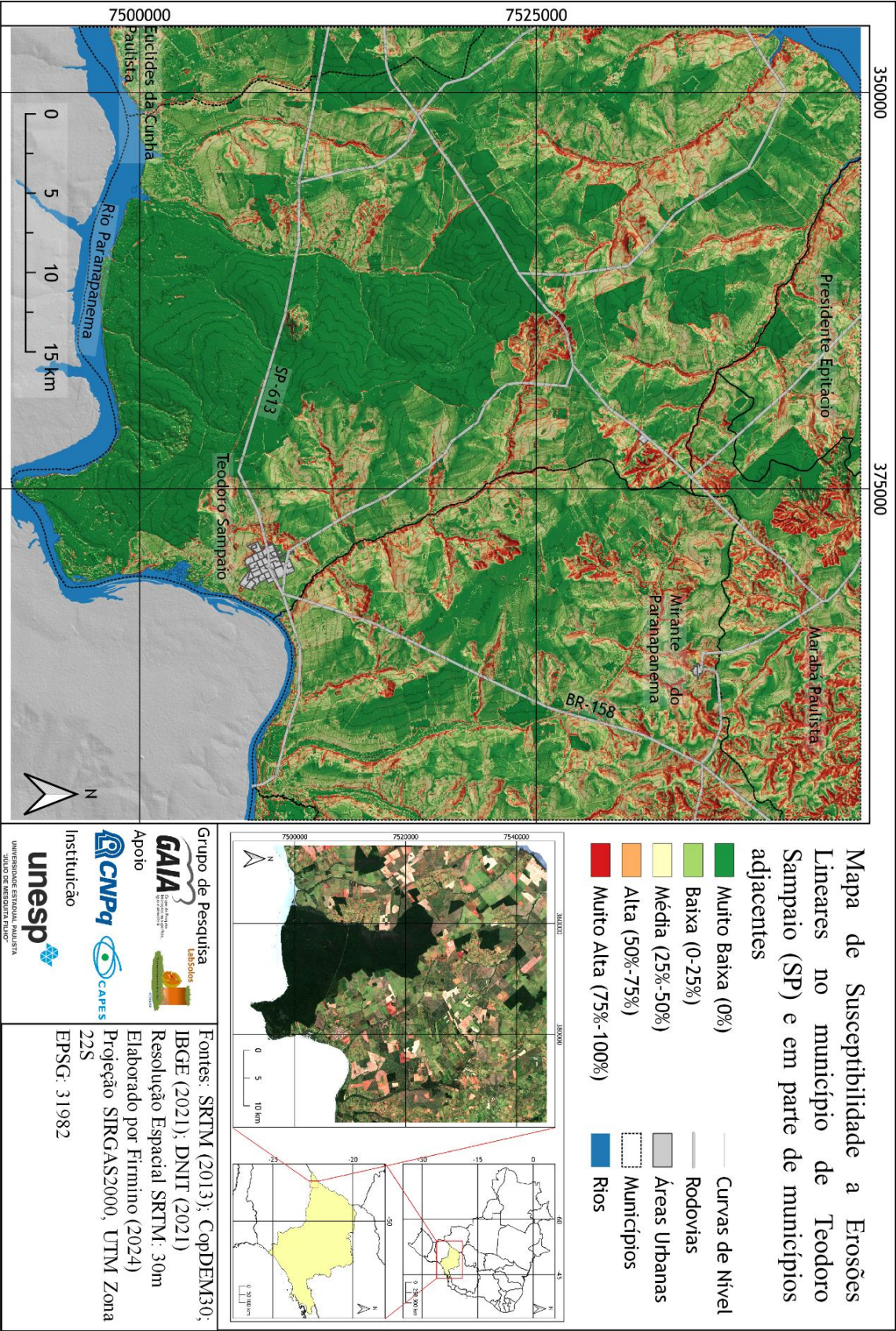


Figura 63 - Histogramas dos rasters de probabilidade de ocorrência de erosões lineares, dos modelos (a) RF; (b) LR; (c) SVM; (d) MLP. Elaborado pelo autor (2025).



Em seguida, foi elaborado o *layout* do mapa final de suscetibilidade a erosões lineares, com base no modelo MLP (Figura 64), em razão de seus indicadores de performance terem sido superiores aos demais modelos.

Figura 64 - Mapa de Suscetibilidade a Erosões Lineares, baseado no modelo MLP. Elaborado pelo autor (2025).



Na análise do mapa do modelo MLP, junto aos demais mapas temáticos empregados no modelo (Figura 49) e ao gráfico de importância de atributos (Figura 57), foi possível verificar alguns padrões espaciais entre as características físico-ambientais e o nível de suscetibilidade. Dessa forma, considera-se, de forma geral, que:

1. Áreas com níveis de baixa a muito baixa suscetibilidade (0-25%) encontram-se associadas ao uso da terra de Formação Florestal e algumas áreas localizadas de agricultura (cana e soja); padrões de relevo com mais baixas declividades e rugosidade (*roughness*), índice de convergência positivo (relevos convexos), compartimentação geomorfológica de topos com associação de latossolos.
2. Áreas de média suscetibilidade (25-50%) encontram-se associadas, em maior parte, ao uso da terra de agricultura (cana e soja); índices de convergência positivos ou negativos mais próximos a 0 e valores médios de rugosidade (*roughness*); compartimentação geomorfológica de domínio das vertentes com associação de argissolos e neossolos.
3. Áreas de alta a muito alta suscetibilidade (50-100%) encontram-se associadas ao uso da terra de pastagem e às áreas urbanas; índices de convergência negativos (relevos côncavos), que levam ao aumento do escoamento superficial e concentração de fluxo; compartimentação geomorfológica de planícies e alvéolos e de vertentes associados a solos hidromórficos e Argissolos, respectivamente; também foram encontrados altos níveis associados a rupturas de declive e cabeceiras em anfiteatro.

É possível verificar maior concentração de ocorrências de erosões lineares e de mais altos níveis de suscetibilidade no setor nordeste da área de pesquisa, onde há os limites entre os municípios de Presidente Epitácio, Marabá Paulista e Mirante do Paranapanema (visualizar Anexos).

O recorte mencionado compreende um maior índice de rugosidade, presença de rupturas de declive e ocorrência de cabeceiras em anfiteatro, decorrentes das características de solo e relevo associadas às formações litológicas do grupo Caiuá (Formações Paraná, Santo Anastácio e Vale do Rio do Peixe) e ao uso do solo predominante de pastagens (Figura 65, Figura 66 e Figura 67).

Figura 65 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas em proximidade às divisas de Mirante do Paranapanema e Marabá Paulista. Fonte: Trabalhos de Campo (2023; 2024) e Google Earth (2025).

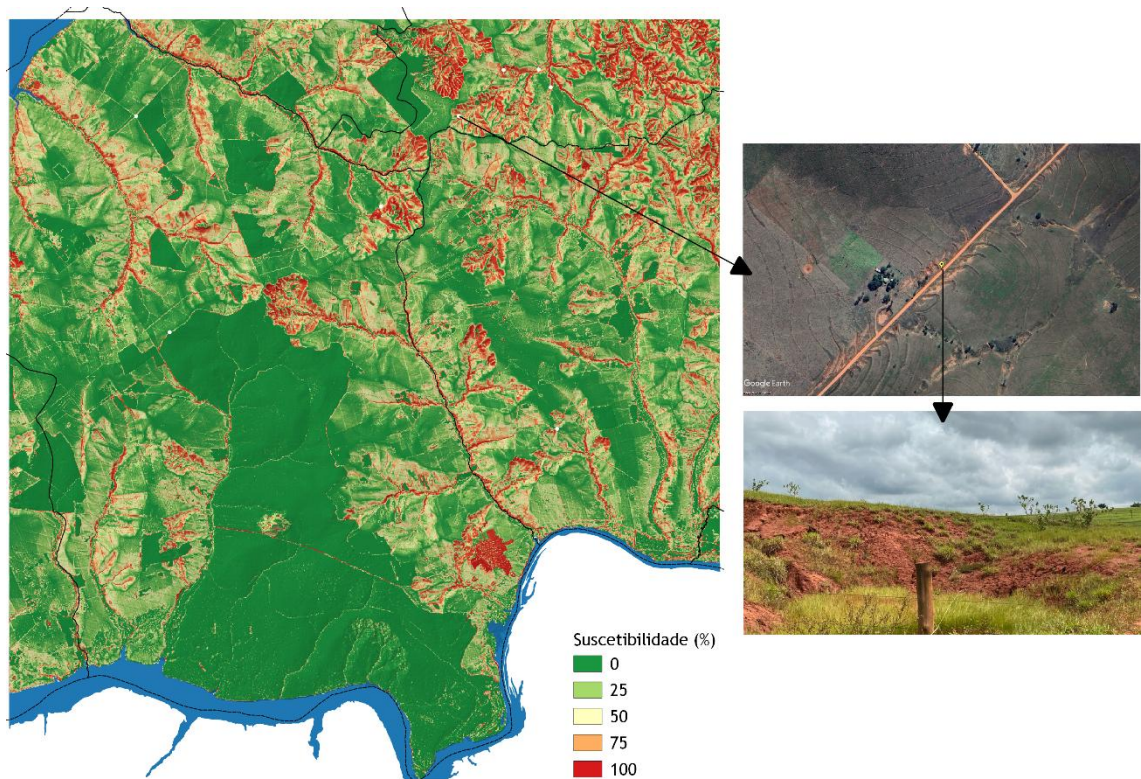


Figura 66 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas em proximidade às divisas de Mirante do Paranapanema e Teodoro Sampaio. Fonte: Trabalhos de Campo (2023) e Google Earth (2025).

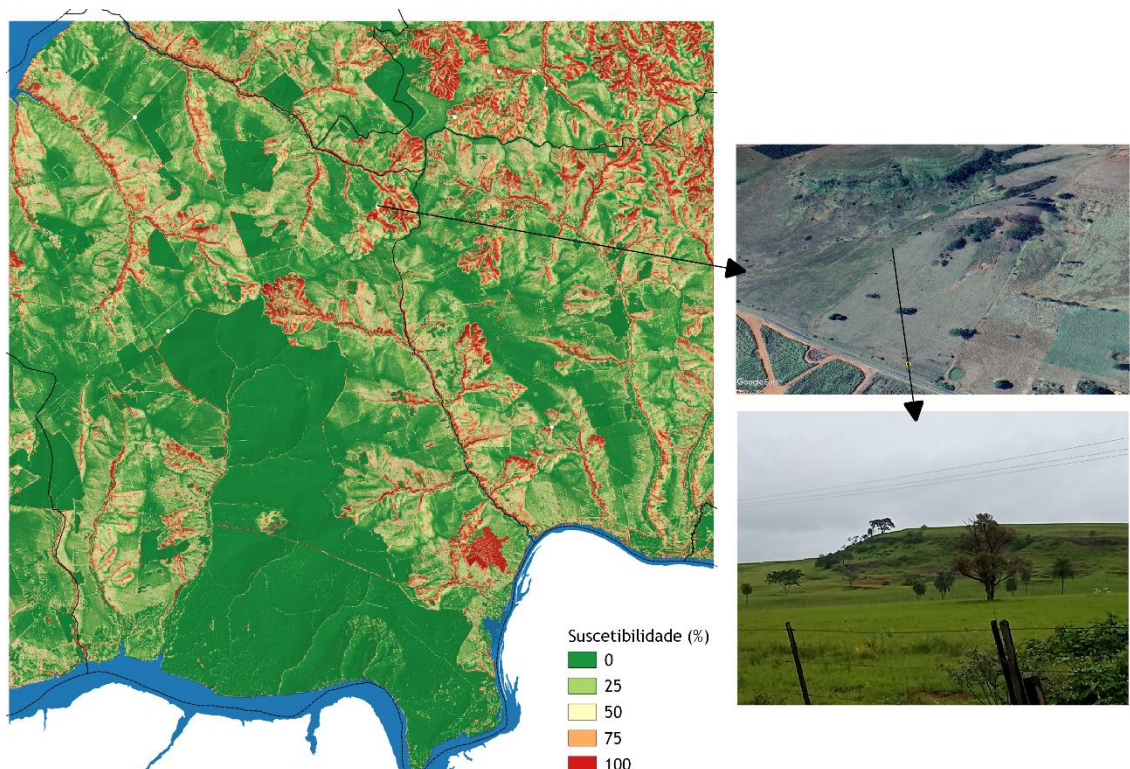
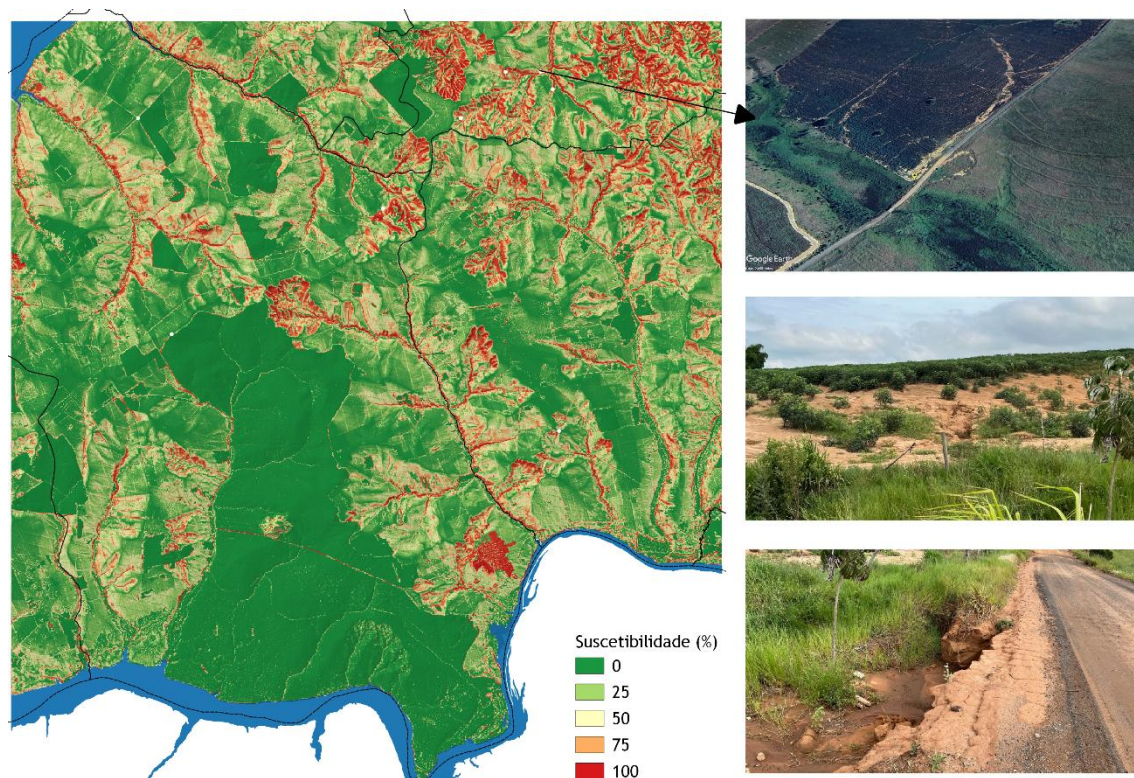


Figura 67 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas em Marabá Paulista. Fonte: Trabalhos de Campo (2023) e Google Earth (2025).

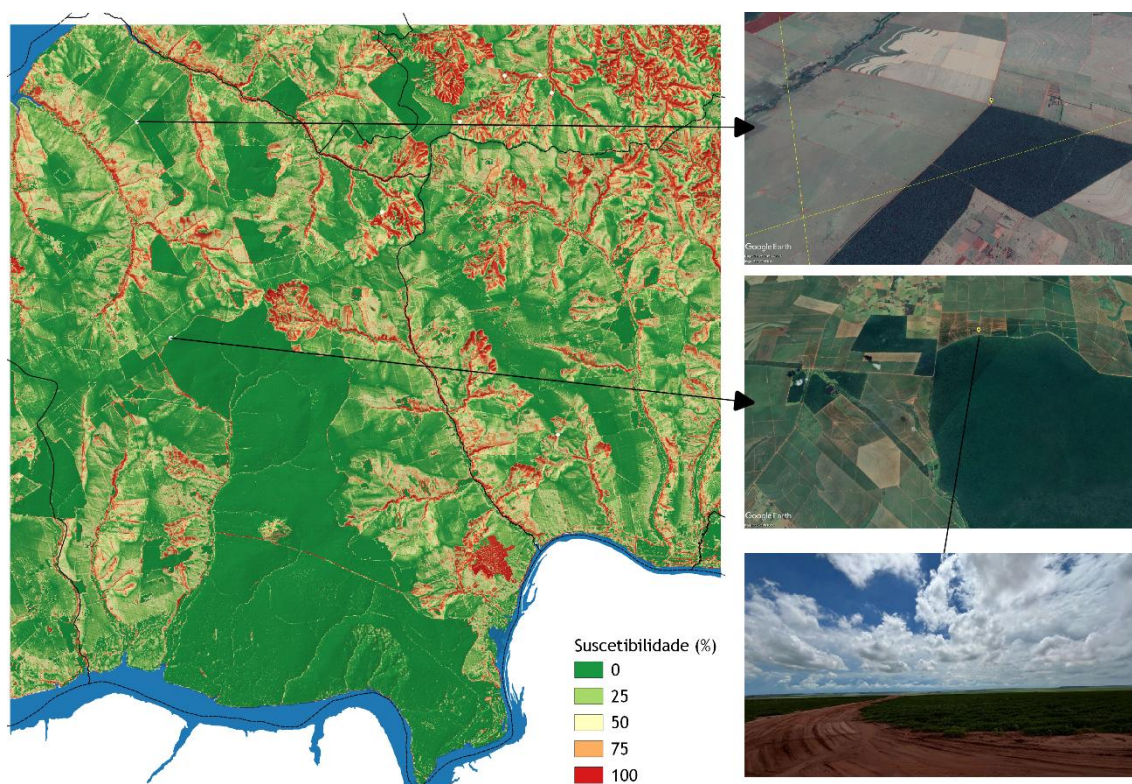


O setor oeste-sudoeste, por outro lado, apresentou níveis menores de suscetibilidade e menor ocorrência de erosões lineares, em razão do padrão de relevo e solos associados às formações litológicas do Grupo Caiuá.

Apesar do predomínio da compartimentação geomorfológica de vertentes e a presença de argissolos, esse setor apresenta baixas declividades, maiores dimensões interfluviais e menor densidade de drenagem, bem como maior área ocupada por formações florestais, na delimitação das Unidades de Conservação (Estação Ecológica Mico Leão Preto e Parque Estadual do Morro do Diabo).

No entanto, algumas áreas menores no interior do setor ainda apresentaram suscetibilidade alta a muito alta em compartimentos de domínio das vertentes e planícies e alvéolos, relacionados à drenagem e ao uso do solo por pastagens, conforme pode ser observado na Figura 68.

Figura 68 - Suscetibilidade a Erosões Lineares com imagens representativas, em Teodoro Sampaio, setor oeste-sudoeste. Fonte: Trabalhos de Campo (2023; 2024) e Google Earth (2025).



6.3 Discussões

Quanto ao emprego dos algoritmos RF, LR, SVM e ANN, foi possível corroborar as vantagens do emprego de ML (Aboutaib et al., 2023; Arabameri et al., 2020a; Mohebzadeh et al., 2022) para o mapeamento de suscetibilidade às erosões, por permitirem lidar com dados complexos e relações não lineares entre as variáveis preditivas, na possibilidade de quantificar e comparar o desempenho dos modelos, através dos indicadores Accuracy, Precision, Recall, F-1 Score, Kappa e AUC, na integração de dados quantitativos e qualitativos e na não necessidade de estabelecer pressuposições matemáticas sobre as relações entre variáveis.

Apesar de importante parte da bibliografia levantada sobre o tema apontar o modelo Random Forest como de maior desempenho (Amiri et al., 2019; Bouramtane et al., 2022; Garosi et al., 2019; Gayen et al., 2019; Lana; Castro; Lana, 2022; Marques Filho et al., 2024; Rahmati, 2017; Were et al., 2023), os dados demonstraram performance ligeiramente superior para as redes neurais artificiais Multilayer Perceptron.

Nesse sentido, é válido mencionar que as ANN também podem apresentar vantagens em sua arquitetura semelhantes ao RF (capacidade de trabalho com grandes bases de dados, alto

reconhecimento de relações não-lineares e boa determinação de importância das variáveis). Assim, elencar um grupo de algoritmos a serem testados e avaliados se configurou como uma importante estratégia para a obtenção de resultados de maior acurácia.

Quanto ao mapa inventário, considerou-se necessária a conversão das feições erosivas enquanto vetores de polígonos e/ou linhas para pontos em seus centroides, em razão da escala espacial adotada e a elaboração dos modelos. Nesse sentido, pesquisas de maior detalhe podem se beneficiar da representação enquanto áreas ou linhas, mantendo maior fidelidade à espacialização dos processos.

Em relação ao emprego de fatores geoambientais, corrobora-se a necessidade da avaliação de multicolinearidade, através o índice de correlação de Pearson e dos indicadores estatísticos de TOL e VIF. Assim, foi possível evitar erros de estimativas, redução da acurácia dos modelos, *overfitting* e redução de acurácia. Além disso, a retirada de variáveis através da avaliação não levou ao prejuízo da análise dos fatores de controle, visto que tais variáveis encontram alta similaridade quantitativa e qualitativa com aquelas mantidas, como entre os valores de TRI, rugosidade e declividade e de TWI e SPI.

Além disso, os resultados obtidos quanto à importância das variáveis corroboram parcialmente Mohebzadeh et al. (2022), que elencam que as variáveis que mais afetam a qualidade dos GESM são os atributos topográficos primários, precipitação e fatores antropogênicos. Nesse sentido, os atributos topográficos primários demonstraram alta importância, sobretudo em relação ao índice de convergência. Os atributos secundários SPI e TPI apresentaram maior importância para o modelo RF. Nos quatro modelos, os dados de TRI estiveram entre os três atributos mais importantes.

A alta importância do índice de convergência se encontra relacionada ao papel da forma das vertentes na determinação da dinâmica do fluxo superficial da água. Assim, a associação positiva entre os valores negativos do índice e maiores índices de suscetibilidade demonstram que as áreas com maior concavidade apresentam maior propensão ao desenvolvimento de erosões lineares, corroborando Botelho; Silva (2007) e Zanatta; Lupinacci; Boin (2019), na constatação de que a concavidade das vertentes se encontra associada ao aumento de concentração de fluxo de água, saturação de poros e de diminuição da capacidade de infiltração.

Por outro lado, em razão dos valores negativos de índice de convergência também se apresentarem ao longo das drenagens, há de se realizar uma leitura cautelosa dos valores de

suscetibilidade em tais áreas, visto que as erosões lineares se tratam de processos de vertente, ao passo que os locais apresentam predomínio de processos geomorfológicos fluviais.

Ao analisar essa associação junto ao mapa geomorfológico, verifica-se que áreas de canais fluviais e pluviais e cabeceiras de drenagem, sobretudo as em anfiteatro, podem ser áreas críticas para a ocorrência de ravinas e voçorocas, demandando manejo adequado às necessidades locais.

Em relação aos fatores antropogênicos, verifica-se que os dados de uso e cobertura do solo também estiveram entre os três atributos mais importantes nos quatro modelos. Compreende-se, assim, a importância do papel da cobertura vegetal, das atividades agropecuárias e urbanas e das obras de infraestrutura nos diferentes níveis de propensão ao desenvolvimento das erosões lineares.

Assim, se dá a necessidade de se considerar a temporalidade da agência humana no relevo através do histórico de uso e ocupação da paisagem através de modificações por desmatamento e ocupações por obras de infraestrutura, agropecuária e espaços urbanos, gerando a aceleração de processos erosivos. Nesse sentido, maiores valores de suscetibilidade foram encontrados em áreas destinadas às pastagens, recomendando-se a adoção de manejo adequado e práticas conservacionistas do solo nesses ambientes.

Por outro lado, os baixos valores de suscetibilidade atribuído às áreas florestais, localizadas principalmente no Parque Estadual do Morro do Diabo, na Estação Ecológica do Mico Leão Preto e ademais unidades de conservação e áreas de preservação, corroboram a importância de práticas conservacionistas de caráter vegetativo (Zonta et al., 2012). Dessa forma, além da importância para a preservação da biota e do desenvolvimento socioambiental sustentável, as áreas mencionadas também são fundamentais para a conservação do patrimônio geomorfológico e pedológico e na prevenção de desastres naturais relacionados à erosão na região.

Quanto ao espaço urbano, dentre os quatro modelos empregados, apenas o modelo de redes neurais MLP atribuiu altos índices de suscetibilidade às áreas urbanas de Teodoro Sampaio-SP. No entanto, através da análise do mapa inventário, foi verificada a presença de erosões lineares em proximidades a bairros periféricos da cidade. Assim, considera-se a necessidade de atenção ao manejo e conservação dos solos em áreas urbanas e áreas rurais circundantes.

Em relação à análise dos solos, corroboram-se as constatações de pesquisas anteriores no estado de São Paulo e no oeste do estado que demonstraram mais alta erodibilidade, suscetibilidade, fragilidade ou vulnerabilidade à erosão laminar e/ou linear na ordem dos Argissolos (Freire; Pessotti, 1974; Fushimi, 2016; Fushimi et al., 2014; Nishizima, 2021; Rossi; Nalon; Kanashiro, 2022).

Os resultados de suscetibilidade a ravinas e voçorocas corroboram parcialmente os dados obtidos por Rossi; Nalon; Kanashiro (2022) para o estado de São Paulo. As diferenças de níveis de suscetibilidade obtidos se devem sobretudo às diferenças metodológicas, à escala de mapeamento e análise e aos fatores empregados. No entanto, é importante ressaltar que os resultados obtidos pelos autores se constituem como importante referência para os estudos de processos geomórficos no estado, sendo um consistente ponto de partida para estudos em escalas de detalhe e semidetalhe.

Nesse sentido, a metodologia pôde contribuir na compreensão dos processos erosivos lineares na paisagem, considerando fatores antroponaturais, resultantes das transformações ocorridas ao longo do tempo geológico e do tempo histórico-geográfico. Assim, a partir da análise a partir dos mapas temáticos, foi possível realizar um prognóstico para a prevenção de desastres naturais relacionados às ravinas e voçorocas.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Através da metodologia empregada, foi possível avaliar e mapear o nível de suscetibilidade às erosões lineares no recorte da área de estudo, localizada no extremo Oeste Paulista. Baseado na análise, é possível afirmar que os níveis de suscetibilidade dependem de uma combinação de fatores geoambientais de ordem topográfica, geomorfológica, pedológica e antropogênica.

O emprego dos algoritmos RF, LR, SVM e MLP permitiu o emprego de variáveis qualitativas e quantitativas para o treinamento e teste dos modelos, incluindo um número expressivo de índices geomorfométricos, processados a partir dos dados CopDEM30, os quais demonstraram alta precisão e utilidade para estudos geomorfológicos, atendendo à escala de mapeamento e análise do estudo.

Além disso, foi possível calibrar e avaliar o ajuste e o desempenho de cada modelo, demonstrando bom nível de acurácia para as quatro ferramentas utilizadas, dando maior destaque ao RF e, sobretudo, ao MLP, sendo este utilizado como base para elaboração do mapa final.

Em relação às possíveis contribuições da pesquisa para o campo de estudo, destaca-se, em teor metodológico, a reprodutibilidade para outras áreas e contextos ambientais, em razão do emprego de bibliotecas de código aberto e de dados públicos, além do uso de métricas para estimar o grau de confiabilidade dos resultados apresentados.

Quanto às contribuições para o estudo geográfico do extremo Oeste Paulista, ressalta-se a caracterização e a representação cartográfica da paisagem, sobretudo através do mapeamento geomorfológico e do mapeamento de suscetibilidade, que permitem a compreensão das formas do relevo e de processos morfodinâmicos presentes na região.

Nesse sentido, a área apresenta diferentes arranjos de paisagem, considerando características geomorfológicas e socioambientais, principalmente em relação ao padrão de relevo e ao uso do solo. Assim, espera-se que os documentos cartográficos elaborados possam contribuir para novas pesquisas científico-acadêmicas, bem como para a educação ambiental, o planejamento, conservação e gestão ambiental, sobretudo em relação ao manejo de solos.

Em relação às políticas ambientais, a partir da complexidade da paisagem, destaca-se a importância da articulação entre entidades governamentais, organizações não-governamentais,

empresas, proprietários rurais, instituições de ensino e pesquisa, assentamentos rurais e populações urbanas de forma a assegurar o uso sustentável, proteger e recuperar as áreas degradadas e, ao mesmo tempo, garantir a viabilidade econômica, a sustentabilidade ambiental e o bem-estar social das populações locais.

8 REFERÊNCIAS

- ABNT. **NBR 6502: Rochas e Solos – Terminologia**. Rio de Janeiro: ABNT, 1995.
- ABOUTAIB, Fatima *et al.* Evaluating the effectiveness and robustness of machine learning models with varied geo-environmental factors for determining vulnerability to water flow-induced gully erosion. **Frontiers in Environmental Science**, v. 11, 2023.
- AB’SÁBER, A. N. Um conceito de geomorfologia a serviço das pesquisas sobre o quaternário. **Geomorfologia**, n. 18, p. 1–23, 1969.
- AB’SÁBER, A. N. **Domínios de Natureza no Brasil: potencialidades paisagísticas**. São Paulo: Ateliê editorial, 2003.
- ADO, M. *et al.* Landslide Susceptibility Mapping Using Machine Learning: A Literature Survey. **Remote Sensing**, v. 14, p. 3029, 2022.
- AGEENKO, A. *et al.* Landslide Susceptibility Mapping Using Machine Learning: A Danish Case Study. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 11, n. 324, 2022.
- ALMEIDA FILHO, G. S. Uso das terminologias de processos erosivos lineares dos tipos ravina e voçoroca. **Revista Geonorte**, v. 10, n. 1, p. 693–699, 2014.
- AMIRI, M. *et al.* Assessment of the importance of gully erosion effective factors using Boruta algorithm and its spatial modeling and mapping using three machine learning algorithms. **Geoderma**, v. 340, p. 55–69, 2019.
- AQUINO, Afonso Rodrigues.; PALETTA, Francisco Carlos; ALMEIDA, Josimar Ribeiro de. **Vulnerabilidade ambiental**. São Paulo: Blucher, 2017.
- ARABAMERI, A. *et al.* GIS-based gully erosion susceptibility mapping: a comparison among three data-driven models and AHP knowledge-based technique. **Environmental Earth Sciences**, v. 77, n. 18, p. 628, 2018.
- ARABAMERI, A. *et al.* Evaluation of Recent Advanced Soft Computing Techniques for Gully Erosion Susceptibility Mapping: A Comparative Study. **Sensors (Basel)**, v. 20, n. 2, p. 335, jan. 2020a.
- ARABAMERI, A. *et al.* Comparison of machine learning models for gully erosion susceptibility mapping. **Geoscience Frontiers**, v. 11, n. 5, p. 1609–1620, 2020b.
- ARGENTO, M. S. F. Mapeamento Geomorfológico. In: GUERRA, A. J. T.; CUNHA, S. B. (Orgs.). **Geomorfologia: uma atualização de bases e conceitos**. 9. ed. Rio de Janeiro (RJ): Bertrand Brasil, 2009. p. 365–391.
- AZAREH, A. *et al.* Modelling gully-erosion susceptibility in a semi-arid region, Iran: Investigation of applicability of certainty factor and maximum entropy models. **Science of The Total Environment**, v. 655, p. 684–696, 2019.

BARRETO, Maria Joseli; JUNIOR, Antonio Thomaz. OS IMPACTOS TERRITORIAIS DA MONOCULTURA DA CANA-DE-AÇÚCAR NO PONTAL DO PARANAPANEMA-SP. **PEGADA - A Revista da Geografia do Trabalho**, v. 13, n. 2, fev. 2013.

BARROS, M. H. S. *et al.* A cartografia das paisagens como base da avaliação do potencial turístico do município de Paranaíba, MS: aspectos teóricos-metodológicos. **Formação (Online)**, v. 28, n. 53, p. 697–717, 2021.

BASHIR, S. *et al.* **Soil and water conservation**. Faisalabad: University of Agriculture, 2017.

BELETE, D. M.; MAJAIAH, D. H. Grid Search in hyperparameter optimization of machine learning prediction of HIV/AIDS test results. **International Journal of Computers and Applications**, 2021.

BEVEN, K. J.; KIRBY, M. J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, n. 1, p. 43–69, 1979.

BISONG, E. **Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform: A Comprehensive Guide for Beginners**. 1. ed. Berkeley, CA: Apress, 2019.

BOIN, M. N. **Chuvos e erosões no oeste paulista: uma análise climatológica aplicada**. PhD Thesis—[S.l.]: Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2000.

BOTELHO, R. G. M.; SILVA, A. S. Bacia Hidrográfica e Qualidade Ambiental. *In: Reflexões sobre a Geografia Física no Brasil*. 2. ed. [S.l.]: Bertrand Brasil, 2007. p. 153–192.

BOURAMTANE, T. *et al.* 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, 2022.

BRASIL. **Manual de Desastres. Volume I. Desastres Naturais**. Brasília (DF): [S.n.].

BRASIL, MMA/IBAMA/ICMBio. **Estação Ecológica Mico-Leão-Preto: Plano de Manejo**. Brasília (DF): [S.n.].

BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, v. 45, p. 5–32, 2001.

BUITNICK, L. *et al.* API design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project. *In: 2013*.

CHAKRABORTTY, R. *et al.* Gully erosion and climate induced chemical weathering for vulnerability assessment in sub-tropical environment. **Geomorphology**, v. 398, p. 108027, 2022.

CHAN, K. Y. *et al.* Deep neural networks in the cloud: Review, applications, challenges and research directions. **Neurocomputing**, v. 545, p. 126–327, 2023.

CHAZDON, R. L. *et al.* People, primates and predators in the Pontal: from endangered species conservation to forest and landscape restoration in Brazil's Atlantic Forest. **Royal Society Open Science**, v. 7, n. 12, 2020.

CHOUBIN, B. *et al.* An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. **Science of The Total Environment**, v. 651, n. 2, p. 2087–2096, 2019.

CHRISTOFOLETTI, A. **Geomorfologia**. [S.l.]: Editora Blucher, 1988.

CHUMA, G. B. *et al.* Gully erosion susceptibility mapping using four machine learning methods in Luzinzi watershed, eastern Democratic Republic of Congo. **Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, v. 129, p. 103295, 2023.

COELHO, Maurício Rizzato *et al.* **Erodibilidade dos solos do Brasil**: Documentos / Embrapa Solos. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2024.

CONOSCENTI, C. *et al.* Gully erosion susceptibility assessment by means of GIS-based logistic regression: A case of Sicily (Italy). **Geomorphology**, v. 204, p. 399–411, 2014.

CREPANI, Edison *et al.* **Sensoriamento remoto e geoprocessamento aplicados ao zoneamento ecológico-econômico e ao ordenamento territorial**. [S.l.]: Inpe São José dos Campos, 2001.

CUNHA, C. M. L. **Cartografia Geomorfológica em Áreas Litorâneas**. Livre Docência em Geomorfologia—Rio Claro: Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2011.

DAVIM, D. E. M.; KÜNZIL, R. Formação do Espaço do Pontal do Paranapanema a partir da Contribuição e Formação Étnica: Kaingang, Mineiros e Paulistas. *In*: São Paulo (SP): Universidade de São Paulo, 2005.

DE SOUZA CAVALCANTI, Lucas Costa. **Cartografia de paisagens: fundamentos**. [S.l.]: Oficina de Textos, 2018.

FACCIO, N. B. A complexidade dos sistemas de assentamentos ameríndios no Planalto Ocidental Paulista vistos a partir da arqueologia: a contribuição do LAG/MAR. **Confinos [Online]**, v. 41, 2019.

FAO. **La erosión del suelo por el agua: Algunas medidas para combatirla en las tierras de cultivo**. Roma: Organización de las Naciones Unidas, 1967.

FARIA, H. H. (coord.). **Parque Estadual do Morro do Diabo: plano de manejo**. Santa Cruz do Rio Pardo (SP): Editora Viena, 2006.

FELICIANO, C. A. **Território em disputa: terras (re)tomadas no Pontal do Paranapanema**. PhD Thesis—São Paulo: Faculdade de Filosofia, Letras e Ciências Humanas, Universidade de São Paulo, 2009.

FENDRICH, R. Erosão Urbana. *In*: FENDRICH, R.; OTHERS (Orgs.). **Drenagem e controle da erosão urbana**. 4. ed. Curitiba: Champagnat, 1997. p. 15–50.

FERNADES, Luiz Alberto; COIMBRA, Armando Márcio. A Bacia Bauru (Cretáceo Superior, Brasil). **Anais da Academia Brasileira de Ciências**, v. 68, n. 2, p. 195–205, 1996.

FERNANDES, L. A.; COUTO, E. V.; SANTOS, L. J. C. Três Morrinhos, Terra Rica, PR – Arenitos silicificados de dunas do Deserto Caiuá testemunham nível de superfície de aplainamento K-T. *In: WINGE, M. et al. (Orgs.). Sítios Geológicos e Paleontológicos do Brasil*. Brasília (DF): DPNM, 2012.

FERREIRA DOS SANTOS, R.; CALDEYRO, Verônica Sabatino. Paisagem, Condicionantes e Mudanças. *In: Vulnerabilidade Ambiental*. Brasília: MMA, 2007.

FIGUEIREDO FILHO, D. B.; SILVA JUNIOR, J. A. Desvendando os mistérios do Coeficiente de Correlação de Pearson (r). *Revista Política Hoje*, v. 18, n. 1, p. 115–146, 2009.

FLORENZANO, Teresa Gallotti. **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2011.

FOSTER, G. R. *et al.* Processes of Soil Erosion by Water. *In: Soil Erosion and Crop Productivity*. [S.l.]: John Wiley & Sons, Ltd, 1985. p. 137–162.

FREIRE, O.; PESSOTTI, J. E. S. Erodibilidade dos solos do estado de São Paulo. *Anuário da Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz*, v. 31, 1974.

FUSHIMI, M. **Vulnerabilidade Ambiental aos processos erosivos lineares nas áreas rurais do município de Presidente Prudente-SP**. Mestrado em Geografia—Presidente Prudente: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2012.

FUSHIMI, M. *et al.* Vulnerabilidade ambiental e aplicação de técnicas de contenção aos processos erosivos lineares em áreas rurais do município de presidente prudente-sp. *Revista Brasileira de Geomorfologia*, v. 14, n. 4, 2014.

FUSHIMI, M. **Vulnerabilidade ambiental aos processos erosivos lineares de parte dos municípios de Marabá Paulista-SP e Presidente Epitácio-SP**. Doutorado em Geografia—Presidente Prudente: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2016.

GAROSI, Y. *et al.* Assessing the performance of GIS-based machine learning models with different accuracy measures for determining susceptibility to gully erosion. *Science of The Total Environment*, v. 664, p. 1117–1132, 2019.

GAYEN, A. *et al.* Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms. *Science of The Total Environment*, v. 668, p. 124–138, 2019.

GOOGLE DEVELOPERS. **ROC and AUC - Machine Learning Crash Course**. , [S.d.]. Disponível em: <<https://developers.google.com/machine-learning/crash-course/classification/roc-and-auc>>

GUERRA, A. J. T.; SOARES DA SILVA, A.; BOTELHO, R. G. M. **Erosão e conservação dos solos: conceitos, técnicas e aplicações**. Rio de Janeiro (RJ): Bertrand Brasil, 2015.

GUERRA, Antônio José Teixeira. Processos Erosivos nas encostas. *In: GUERRA, Antônio José Teixeira; CUNHA, Sandra Baptista (Orgs.). Geomorfologia: Uma atualização de bases e conceitos*. 8. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2008. p. 149–209.

HAN, J.; GUZMAN, J. A.; CHU, M. L. Gully erosion susceptibility considering spatiotemporal environmental variables: Midwest U.S. region. **Journal of Hydrology: Regional Studies**, v. 43, p. 101196, 2022.

HERNANI, L. C.; KURIHARA, C. H.; SILVA, W. M. Sistemas de manejo de solo e perdas de nutrientes e matéria orgânica por erosão. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v. 23, p. 145–154, 1999.

HITOURI, S. *et al.* Hybrid Machine Learning Approach for Gully Erosion Mapping Susceptibility at a Watershed Scale. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 11, n. 7, p. 401, 2022.

HONGYU, K.; SANDANIELO, V. L. M.; OLIVEIRA JUNIOR, G. J. Análise de Componentes Principais: resumo teórico, aplicação e interpretação. **Engineering and Science**, v. 1, n. 5, p. 83–90, 2015.

HUGONNET, R. *et al.* Uncertainty analysis of digital elevation models by spatial inference from stable terrain. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 15, p. 6456–6472, 2022.

IBGE. **Mapa de Clima do Brasil. Escala 1:5.000.000. Projeto de Sistematização das Informações sobre Recursos Naturais.** , 2006.

IBGE. **Manual Técnico de Geomorfologia.** Rio de Janeiro: IBGE, 2009. v. 2

IBGE. **Censo Agropecuário 2017: resultados definitivos.** , 2017. Disponível em: <<https://censos.ibge.gov.br/agro/2017/>>

IBGE. **Mapa de Solos do Brasil. Escala 1:250.000.** , 2021a.

IBGE. **Mapa de Vegetação do Brasil. Escala 1:250.000.** , 2021b.

IPT, Instituto de Pesquisas Tecnológicas de São Paulo. **Cadastramento de pontos de erosão e inundação no Estado de São Paulo.** São Paulo: Departamento de Águas e Energia Elétrica - DAEE, 2012.

KERTZMAN, Fernando Facciolla *et al.* Mapa de erosão do Estado de São Paulo. **Revista do Instituto Geológico**, v. Volume Especial, 1995.

KIM, J. H. Multicollinearity and misleading statistical results. **Korean Journal of Anesthesiology**, v. 72, n. 6, p. 558–569, 2019.

KISS, R. Determination of drainage network in digital elevation models, utilities and limitations. **Journal of Hungarian Geomathematics**, v. 2, p. 16–29, 2004.

KNISEL, W. G. **CREAMS: A Field Scale Model for Chemicals, Runoff, and Erosion from Agricultural Management Systems.** [*S.l.*]: U.S. Department of Agriculture, Science and Education Administration, 1980.

KUHN, Caiubi Emanuel Souza *et al.* The record and trends of natural disasters caused by gullies in Brazil. **Environmental Earth Sciences**, v. 82, n. 22, p. 524, 12 out. 2023.

KUHN, M.; JOHNSON, K. **Applied Predictive Modeling**. 1. ed. New York, NY, USA: Springer, 2013.

LAL, Rattan. **Methods and Guidelines for Assessing Sustainable Use of Soil and Water Resources in the Tropics**. The Ohio State University: Soil Management Support Services Technical Monograph, 1994.

LANA, J. C.; CASTRO, P. T. A.; LANA, C. E. Assessing gully erosion susceptibility and its conditioning factors in southeastern Brazil using machine learning algorithms and bivariate statistical methods: A regional approach. **Geomorphology**, v. 402, p. 108–159, 2022.

LEPSCH, Igo F. **Formação e conservação dos solos**. [S.l.]: Oficina de textos, 2016.

LIU, C. *et al.* Gully erosion susceptibility assessment based on machine learning-A case study of watersheds in Tuquan County in the black soil region of Northeast China. **CATENA**, v. 222, p. 106798, 2023.

MAHESH, Batta. Machine learning algorithms-a review. **International Journal of Science and Research (IJSR)**. [Internet], v. 9, n. 1, p. 381–386, 2020.

MARQUES FILHO, J. de P. *et al.* Machine Learning Models for the Spatial Prediction of Gully Erosion Susceptibility in the Pirai Drainage Basin, Paraíba Do Sul Middle Valley, Southeast Brazil. **Land**, v. 13, n. 10, p. 1665, 2024.

MARQUES NETO, Roberto. **Cartografia geomorfológica: Revisões, aplicações e proposições**. 1. ed. Curitiba: Editora CRV, 2020.

MARTINELLI, M.; PEDROTTI, F. A cartografia da unidade de paisagem: questões metodológicas. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 14, p. 39–46, 2001.

MEHRABI, M. *et al.* Spatial mapping of gully erosion susceptibility using an efficient metaheuristic neural network. **Environmental Earth Sciences**, v. 82, n. 20, p. 459, 2023.

MENDES DA SILVA, T.; OLIVEIRA, C. C. E. Antropoceno: “Novo” Paradigma da Ciência? **Revista da Casa da Geografia de Sobral**, v. 24, p. 585–606, 2022.

MINELLA, J. P. G. *et al.* Processos e modelagem da erosão: da parcela à bacia hidrográfica. In: **Manejo e Conservação do Solo e da Água no Contexto das Mudanças Ambientais**. [S.l.: S.n.]. p. 105–121.

MIYAZAKI, Leda Correia Pedro; GOMES, Amanda Aparecida Gomes de Oliveira. Análogo, fotointerpretação e imagens do Google Earth como alternativa para elaboração do mapeamento geomorfológico da Serra do Corpo Seco- Ituiutaba-MG (Brasil). **Physis Terrae - Revista Ibero-Afro-Americana de Geografia Física e Ambiente**, v. 2, n. 2, p. 43–65, 27 jan. 2021.

MOHEBZADEH, H. *et al.* Machine Learning Techniques for Gully Erosion Susceptibility Mapping: A Review. **Geosciences**, v. 12, n. 12, p. 429, 2022.

MONTEIRO, C. A. F. **A dinâmica climática e as chuvas do estado de São Paulo: estudo geográfico sob forma de atlas**. São Paulo: IGEOG, 1973.

MOORE, I. D.; WILSON, J. P. Length-slope factors for the Revised Universal Soil Loss Equation: simplified method of estimation. **Journal Soil Water Conservation**, v. 47, p. 423–428, 1992.

NARKHEDE, S. **Understanding Confusion Matrix**. , 2018. Disponível em: <<https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>>

NEARING, MA; NICKS, AD. Evaluation of the Water Erosion Prediction Project (WEPP) model for hillslopes. *In: Modelling soil erosion by water*. [S.l.]: Springer, 1998. p. 43–53.

NISHIZIMA, M. L. **Vulnerabilidade ambiental à processos erosivos lineares no setor centro-sul do município de Mirante do Paranapanema-SP**. Master's Thesis—Presidente Prudente: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2021.

NUNES, J. O. *et al.* Elaboração do mapa dos compartimentos de relevo de parte do município de santo anastácio-sp através das imagens tri-dimensionais alos prism. **REVISTA GEONORTE**, v. 5, n. 16, p. 121–128, 2014.

NUNES, J. O. R. **Uma contribuição metodológica ao estudo da dinâmica da paisagem aplicada a escolha de áreas para a construção de aterro sanitário em Presidente Prudente-SP**. Doutorado em Geografia—Presidente Prudente: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2002.

NUNES, J. O. R.; FREIRE, R.; PEREZ, I. U. Mapeamento Geomorfológico do Perímetro Urbano do Município de Presidente Prudente-SP. *In: Goiânia (GO): União da Geomorfologia Brasileira / International Association of Geomorphologists*, set. 2006.

OLIVEIRA, J. B. *et al.* **Mapa pedológico do Estado de São Paulo (1:500.000)**. Campinas (SP): Instituto Agrônômico, 1981.

OLIVEIRA, M. A. T. Processos Erosivos e Preservação de Áreas de Risco de Erosão por Voçorocas. *In: GUERRA, A. J. T.; SOARES DA SILVA, A.; BO^{TELHO}, R. G. M. (Orgs.). Erosão e conservação dos solos: conceitos, técnicas e aplicações*. Rio de Janeiro (RJ): Bertrand Brasil, 2015. p. 340.

PELOGGIA, A. U. G. Conceitos fundamentais da análise de terrenos antropogênicos: o estudo da agência geológico-geomorfológica humana e de seus registros. **Revista do Instituto Geológico**, v. 40, n. 1, p. 1–17, 2019.

PEREIRA, J. S.; RODRIGUES, S. C. Erosão por voçorocas: estado da arte. *In: CARVALHO JUNIOR, O. A. et al. (Org.). Revisões de Literatura da Geomorfologia Brasileira*. Brasília: UnB, 2022.

PERROTTA, et al., M. M. **Geologia e recursos minerais do estado de São Paulo**. [S.l.]: CPRM, 2006.

PERRY, M. *et al.* **Gdaldem: tools to analyze and visualize DEMs**. , 2024. Disponível em: <<https://gdal.org/en/stable/programs/gdaldem.html>>

POESEN, J. *et al.* Gully erosion and environmental change: importance and research needs. **CATENA**, v. 50, n. 2–4, p. 91–133, 2003.

POESEN, Jean; VANDAELE, Karel; VAN WESEMAEL, Bas. Gully Erosion: Importance and Model Implications. *In: BOARDMAN, John; FAVIS-MORTLOCK, David (orgs.).* Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1998.

PONÇANO, W. L. *et al.* **Mapa Geomorfológico do Estado de São Paulo.** São Paulo (SP) Instituto de Pesquisas Tecnológicas (IPT), , 1981.

POPESCU, M. C. *et al.* Multilayer Perceptron and Neural Networks. **WSEAS Transactions on Circuits and Systems**, v. 8, n. 1, p. 579–588, 2009.

POURGHASEMI, H. R. *et al.* Performance assessment of individual and ensemble data-mining techniques for gully erosion modeling. **Science of The Total Environment**, v. 609, p. 764–775, 2017.

RĂDOANE, M.; RĂDOANE, N. Gully erosion. *In: Landform Dynamics and Evolution in Romania. [S.l.: S.n.].* p. 371–396.

RAHMATI, et al., O. Evaluation of different machine learning models for predicting and mapping the susceptibility of gully erosion. **Geomorphology**, v. 298, p. 118–137, 2017.

RAHMATI, O. *et al.* Gully erosion susceptibility mapping: the role of GIS-based bivariate statistical models and their comparison. **Natural Hazards**, v. 82, n. 2, p. 1231–1258, 2016.

RAHMATI, O. *et al.* Contribution of physical and anthropogenic factors to gully erosion initiation. **CATENA**, v. 210, p. 105925, 2022.

REICHENBACH, P. *et al.* A review of statistically-based landslide susceptibility models. **Earth-Science Reviews**, v. 180, p. 60–91, 2018.

RENARD, Kenneth G.; FREIMUND, Jeremy R. Using monthly precipitation data to estimate the R-factor in the revised USLE. **Journal of Hydrology**, v. 157, n. 1, p. 287–306, 1994.

RILEY, S. J.; GLORIA, S. D.; ELLIOT, R. A Terrain Ruggedness that Quantifies Topographic Heterogeneity. **Intermountain Journal of Science**, v. 5, n. 1–4, p. 23–27, 1999.

RODRIGUEZ, J. M. M.; SILVA, Edson Vicente da; CAVALCANTI, Agostinho de Paula Brito. **Geoecologia das paisagens: uma visão geossistêmica da análise ambiental.** 6. ed. Fortaleza: Imprensa Universitária, 2022.

ROSE, C. W. Research Progress on Soil Erosion Processes and a Basis for Soil Conservation Practices. *In: Soil Erosion Research Methods.* 2nd. ed. [S.l.]: Routledge, 1994. p. 22.

ROSS, Jurandyr Luciano Sanches. ANÁLISE EMPÍRICA DA FRAGILIDADE DOS AMBIENTES NATURAIS ANTROPIZADOS. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 8, p. 63–74, nov. 2011.

ROSS, Jurandyr Luciano Sanches; MOROZ, Isabel Cristina. Mapa geomorfológico do estado de São Paulo. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 10, p. 41–58, 1996.

ROSSI, Marcio; NALON, Marco Aurélio; KANASHIRO, Marina Mitsue. **Atlas de Suscetibilidades dos Solos do Estado de São Paulo.** São Paulo: SIMA/IPA, 2022.

SAATY, Thomas L. Decision making with the analytic hierarchy process. **International journal of services sciences**, v. 1, n. 1, p. 83–98, 2008.

SALEEM, N. *et al.* Parameters Derived from and/or Used with Digital Elevation Models (DEMs) for Landslide Susceptibility Mapping and Landslide Risk Assessment: A Review. **ISPRS Int. J. Geo-Inf.**, v. 12, n. 8, 2019.

SANTANGELO, N. *et al.* Flood susceptibility assessment in a highly urbanized alluvial fan: the case study of Sala Consilina (southern Italy). **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 11, p. 2765–2780, 2011.

SANTORO, Jair. Erosão Continental. In: TOMINAGA, L. K.; SANTORO, J.; AMARAL, R. (Orgs.). **Desastres Naturais: conhecer para prevenir**. São Paulo: Instituto Geológico, 2009.

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

SANTOS, G. G.; GRIEBELER, N. P.; OLIVEIRA, L. F. C. de. Chuvas intensas relacionadas à erosão hídrica. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v. 14, n. 2, p. 115–123, 2010.

SANTOS, R.; COCA, E. L. F. Sociedade e Natureza no Pontal do Paranapanema-SP: a unidade da geografia e o desenvolvimento regional. **Geografia (Londrina)**, v. 26, n. 1, p. 62–75, 2017.

SAVIGEAR, R. A. G. A TECHNIQUE OF MORPHOLOGICAL MAPPING 1. **Annals of the Association of American Geographers**, v. 55, n. 3, p. 514–538, 1965.

SCIKIT-LEARN DEVELOPERS. **Scikit-Learn Documentation (Version 0.21)**. , 2019. Disponível em: <<https://scikit-learn.org/0.21/documentation.html>>

SCREMIN, Alexandre Paniz; KEMERICH, Pedro Daniel da Cunha. Impactos ambientais em propriedade rural de atividade mista. **Disciplinarum Scientia | Naturais e Tecnológicas**, v. 11, n. 1, p. 126–148, abr. 2016.

SHAPIRO, M. *et al.* **GRASS 4.1 Reference Manual**. Champaign, Illinois: U.S. Army Corps of Engineers, Construction Engineering Research Laboratories, 1993.

SILVA, I. M. da; SOUZA, G. F.; LUPINACCI, C. M. Construção dos símbolos geomorfológicos para cartografia de detalhe em SIG. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 23, n. 4, p. 2010–2021, 2022.

SIMON, A. L. H. **Influência do reservatório de Barra Bonita sobre a morfohidrografia da baixa bacia do Rio Piracicaba-SP**. Doutorado em Geografia—Rio Claro: Universidade Estadual Paulista, Instituto de Geociências e Ciências Exatas, 2010.

SØRENSEN, R.; ZINKO, U.; SEIBERT, J. On the calculation of the topographic wetness index: evaluation of different methods based on field observations. **Hydrology and Earth System Sciences Discussions**, v. 10, n. 1, p. 101–112, 2006.

SOUZA, A. *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, 2020.

SUERTEGARAY, D. M. A. **A trajetória da natureza: um estudo geomorfológico sobre os areais de Quaraí/RS**. Tese de Doutorado—São Paulo: Universidade de São Paulo (USP), Departamento de Geografia, 1987.

SUERTEGARAY, Dirce Maria Antunes. **Geografia Física e Geomorfologia: uma releitura**. 2. ed. Porto Alegre (RS): Compasso Lugar-Cultura, 2018.

TAROLLI, P. *et al.* From features to fingerprints: A general diagnostic framework for anthropogenic geomorphology. **Progress in Physical Geography: Earth and Environment**, v. 43, n. 1, p. 95–128, 2019.

THOMAZIELLO, Sueli. Uso da Terra e sua Influência sobre a Qualidade Ambiental. *In: Vulnerabilidade Ambiental*. Brasília: MMA, 2007.

THOMMERET, N.; BAILLY, J. S.; PUECH, C. Extraction of thalweg networks from DTMs: Application to badlands. **Hydrology and Earth System Sciences**, v. 14, n. 8, p. 1527–1536, 2010.

TOMINAGA, L. K. Desastres Naturais: por que ocorrem? *In: TOMINAGA, L. D.; SANTORO, J.; AMARAL, R. (Orgs.). Desastres Naturais: conhecer para prevenir*. São Paulo: Instituto Geológico, 2009.

TRENTIN, R. **Mapeamento geomorfológico e caracterização geoambiental da bacia hidrográfica do Rio Itu - Oeste do Rio Grande do Sul - Brasil**. Tese (Doutorado em Geografia)—Curitiba: Universidade Federal do Paraná, 2011.

TRICART, Jean. **Principes et méthodes de la Géomorphologie**. 1. ed. Paris: Masson, 1965.

TRICART, Jean. **Ecodinâmica**. Rio de Janeiro: IBGE; SUPREN, 1977.

TURNEY, S. **Coefficient of Determination (R^2). Calculation & Interpretation**. Scribbr, , 2023. Disponível em: <<https://www.scribbr.com/statistics/coefficient-of-determination/>>

TURNEY, S. **Pearson Correlation Coefficient (r). Guide & Examples**. Scribbr, , 2024. Disponível em: <<https://www.scribbr.com/statistics/pearson-correlation-coefficient/>>

VALENTIN, C.; POESEN, J.; LI, Y. Gully erosion: Impacts, factors and control. **Catena**, v. 63, n. 2–3, p. 132–153, 2005.

VERDUM, R. *et al.* **Paisagem: leituras, significados, transformações**. Porto Alegre: Editora Letral, 2021. v. 2

VERGES, N. M. **Crítica à Noção de Multifuncionalidade Rural em Assentamentos de Reforma Agrária no Pontal do Paranapanema – SP**. Master's Thesis—Presidente Prudente: Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências e Tecnologia, 2013.

VERSTAPPEN, H. Th; ZUIDAM, R. A. Van. ITC System of Geomorphological Survey: ITC Textbook of Photointerpretation. **Vol. II. Enchede, the Netherlands**, p. 1–52, 1975.

VERSTAPPEN, Herman Theodoor. Chapter Two - Old and New Trends in Geomorphological and Landform Mapping. *In: SMITH, Mike J.; PARON, Paolo; GRIFFITHS, James S. (Orgs.).*

Geomorphological Mapping. Developments in Earth Surface Processes. [S.l.]: Elsevier, 2011. v. 15 p. 13–38.

VISA, S. *et al.* Confusion Matrix-based Feature Selection. *In*: 2011.

WANG, Z. *et al.* Assessment of the gully erosion susceptibility using three hybrid models in one small watershed on the Loess Plateau. **Soil and Tillage Research**, v. 223, p. 105481, 2022.

WEILL, M. A. M.; PIRES NETO, A. G. P. Erosão e assoreamento. *In*: SANTOS, R. F. dos (Org.). **Vulnerabilidade Ambiental: desastres naturais ou fenômenos induzidos?** Brasília, DF: MMA, 2007. p. 192.

WEISS, A. Topographic position and landforms analysis. *In*: San Diego, CA: 2001.

WERE, K. *et al.* Spatial Prediction and Mapping of Gully Erosion Susceptibility Using Machine Learning Techniques in a Degraded Semi-Arid Region of Kenya. **Land**, v. 12, n. 4, p. 890, 2023.

WILKINSON, B. H. Humans as geologic agents: A deep-time perspective. **Geology**, v. 33, n. 3, p. 161–164, 2005.

WILLIAMS, J. R. **Sediment-Yield Prediction with Universal Equation Using Runoff Energy Factor.** Washington, DC: ARS-S, Southern Region, Agricultural Research Service, US Department of Agriculture, 1975. v. 40

WISCHMEIER, W. H.; JOHNSON, C. B.; CROSS, B. V. A Soil Erodibility Nomograph for Farmland and Construction Sites. **Journal of Soil and Water Conservation**, v. 26, n. 5, p. 189–193, 1971.

WISCHMEIER, Walter H.; SMITH, Dwight David. **Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning.** [S.l.]: Department of Agriculture, Science and Education Administration, 1978.

WOODWARD, D. E. Method to predict cropland ephemeral gully erosion. **CATENA**, v. 37, n. 3, p. 393–399, 1999.

WUBALEM, A. Landslide Inventory, Susceptibility, Hazard and Risk Mapping. *In*: ZHANG, Y.; CHENG, Q. (Orgs.). **Landslides.** [S.l.]: IntechOpen, 2022.

YANG, W. *et al.* Geological Hazard Susceptibility Analysis and Developmental Characteristics Based on Slope Unit, Using the Xinxian County, Henan Province as an Example. **Sensors**, v. 24, 2024.

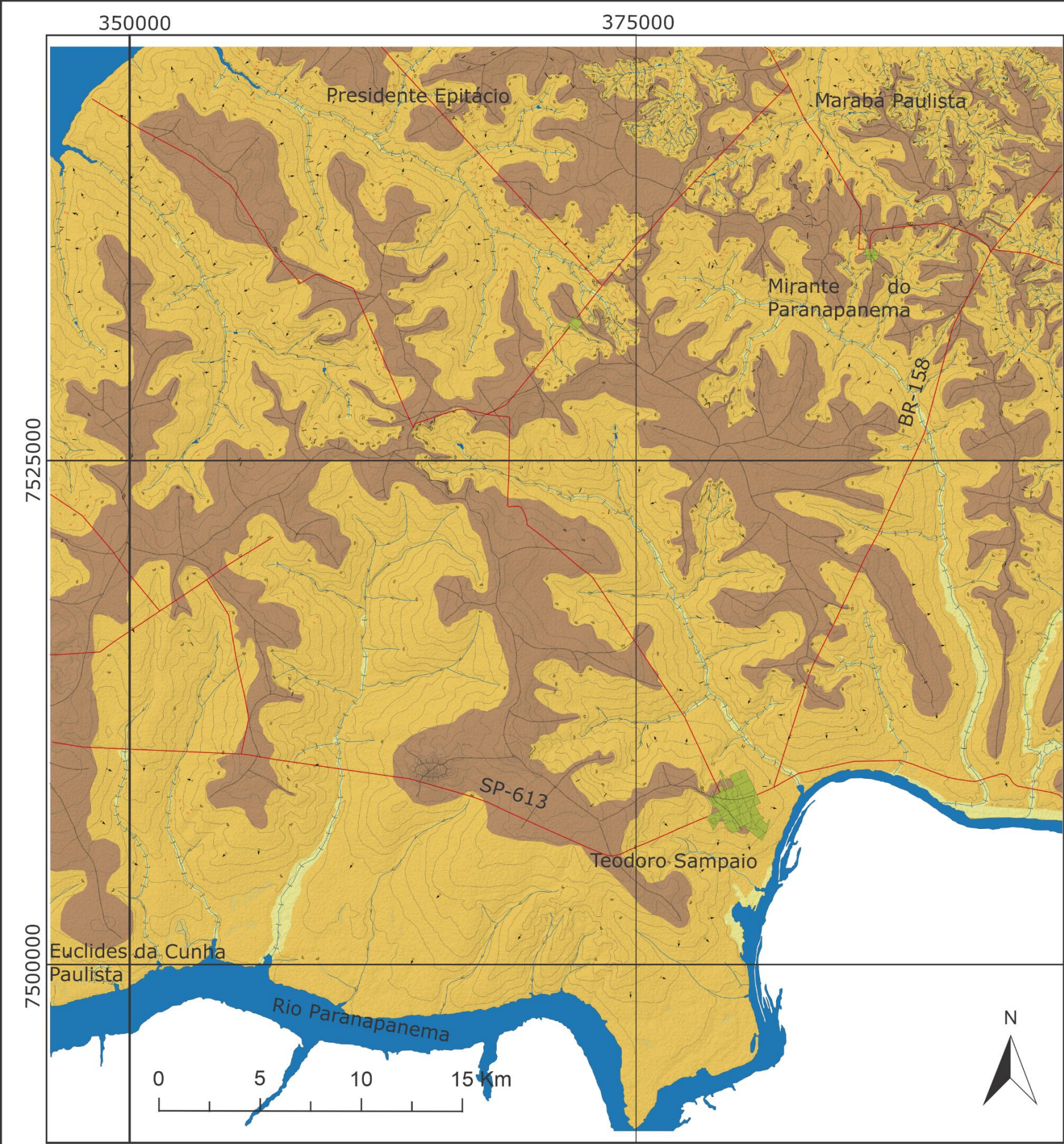
ZABIHI, M. *et al.* Spatial modelling of gully erosion in Mazandaran Province, northern Iran. **CATENA**, v. 161, p. 1–13, 2018.

ZANATTA, Felipe Augusto Scudeller; LUPINACCI, Cenira Maria; BOIN, Marcos Noberto. Dinâmica erosiva linear: estudo de caso em área rural no oeste paulista. **Geografia**, v. 44, n. 2, dez. 2019.

ZHU, X. *et al.* Soil splash erosion: An overlooked issue for sustainable rubber plantation in the tropical region of China. **International Soil and Water Conservation Research**, v. 11, n. 1, p. 30–42, 2023.

ZONTA, João Henrique *et al.* **Práticas de Conservação de Solo e Água**. Campina Grande, PB: Embrapa, set. 2012.

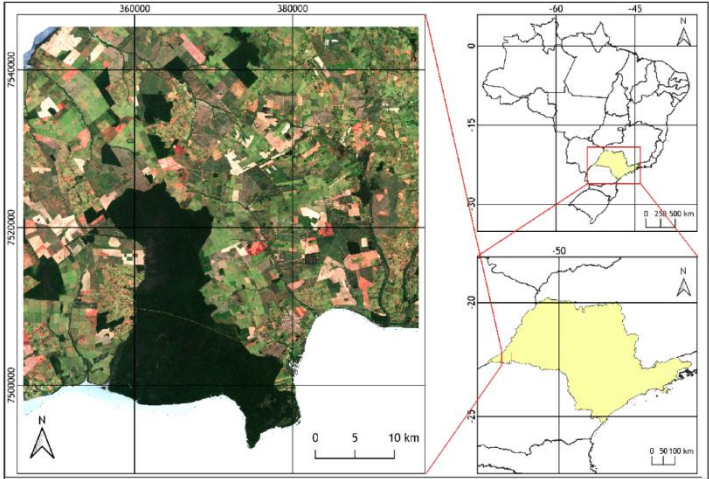
ANEXOS



Mapa geomorfológico do município de Teodoro Sampaio (SP) e em parte de municípios adjacentes

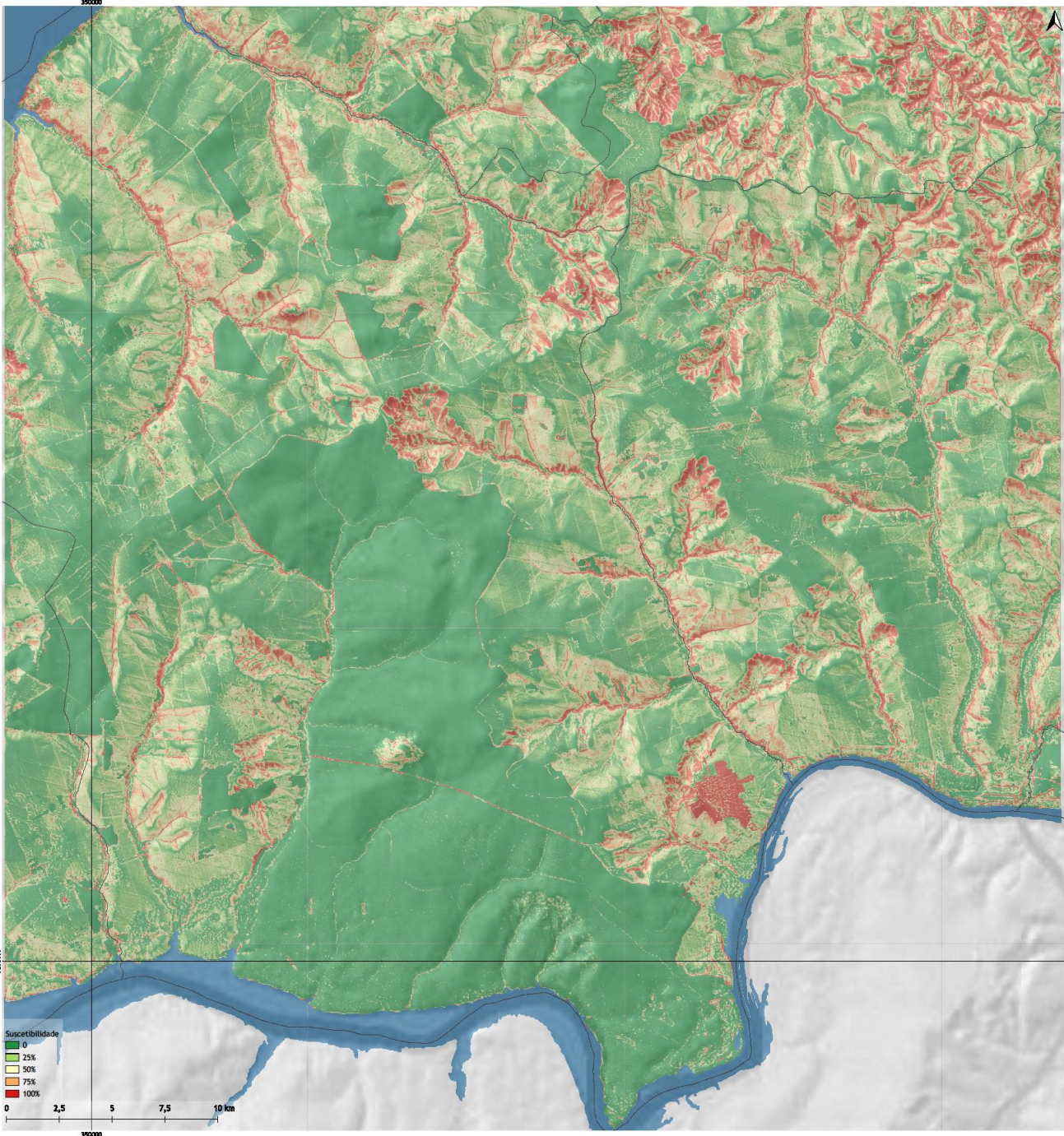
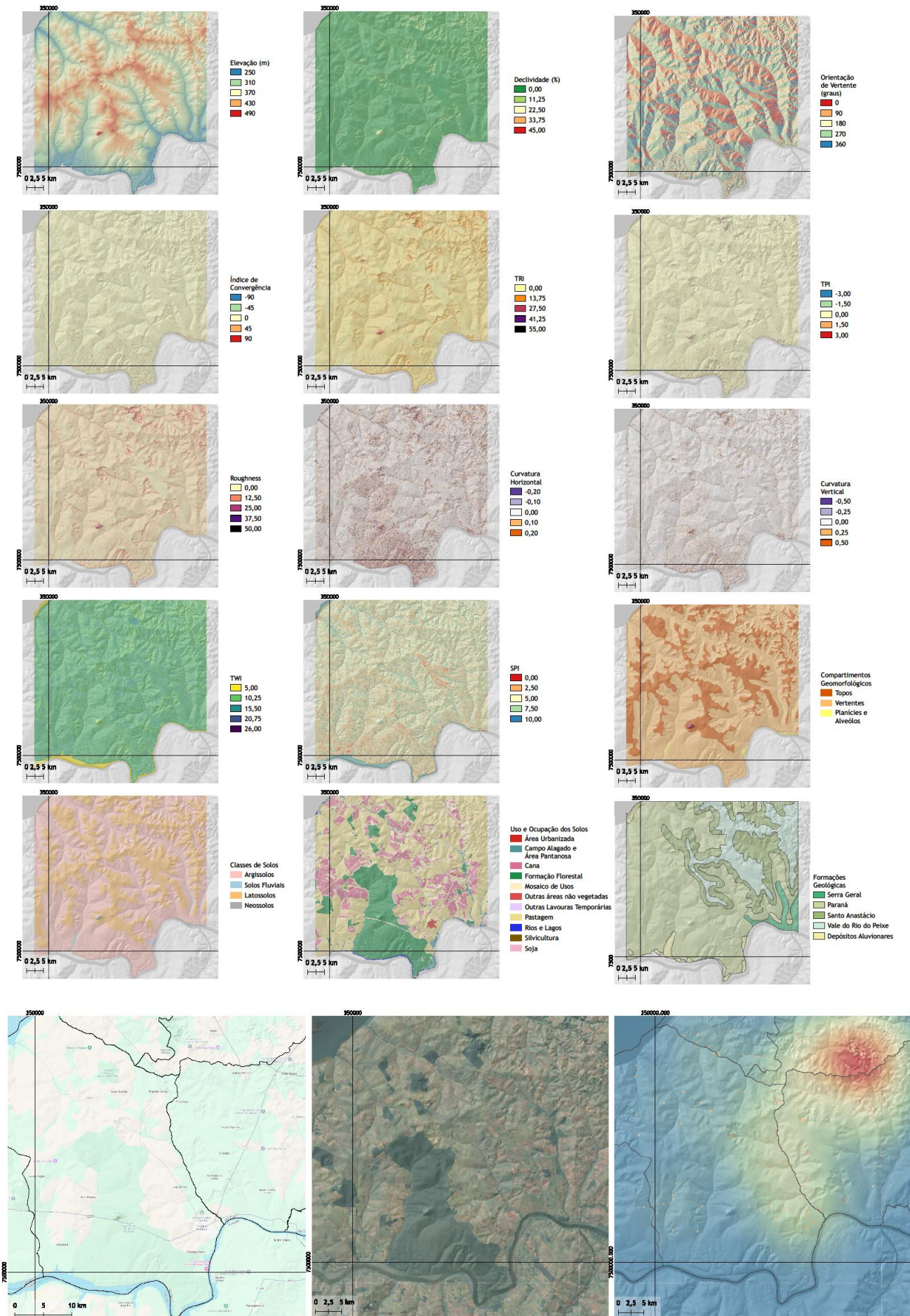
Legenda:

COMPARTIMENTOS DE RELEVO			
		Topos suavemente ondulados das colinas convexizadas	
		Domínio das vertentes côncavas, convexas e retilíneas	
		Planícies aluviais	
ELEMENTOS		DENOMINAÇÃO	SÍMBOLO
Formas de Vertente e Interflúvios	Vertentes	Côncava	
		Convexa	
		Retilínea	
		Ruptura de declive acentuada	
		Ruptura de declive suave	
		Caimento topográfico	
	Feições erosivas	Morro Residual	
		Linha de cumeada	
		Colo topográfico	
		Afloramento do aquífero freático suspenso	
		Sulcos	
		Ravinas	
Voçoroca			
Ações das Águas Correntes		Canal fluvial	
	Fundo de vale encaixado		
	Fundo de vale plano		
	Área de acumulação de planície e terraço fluvial		
Topografia	Curvas de nível		
Modelado Antrópico	Açude		
	Terraços agrícolas		
	Área urbana		
	Rodovias		



Fontes: SRTM (2013); IBGE (2021); DNIT(2021)
Resolução Espacial SRTM: 30m
Elaborado por Nunes e Firmino (2023)
Projeção SIRGAS 2000, UTM Zona 22S
EPSG: 31982





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

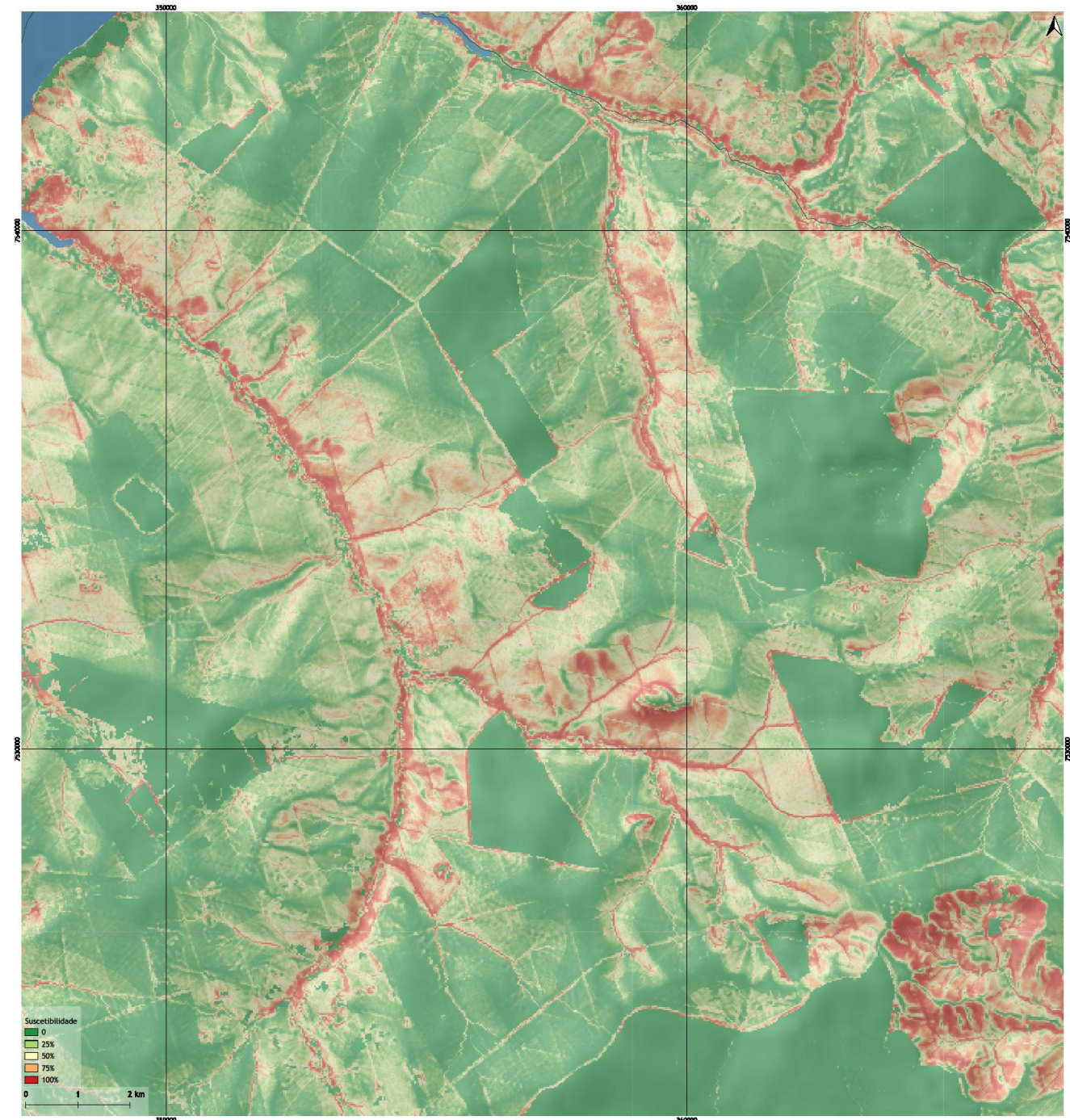
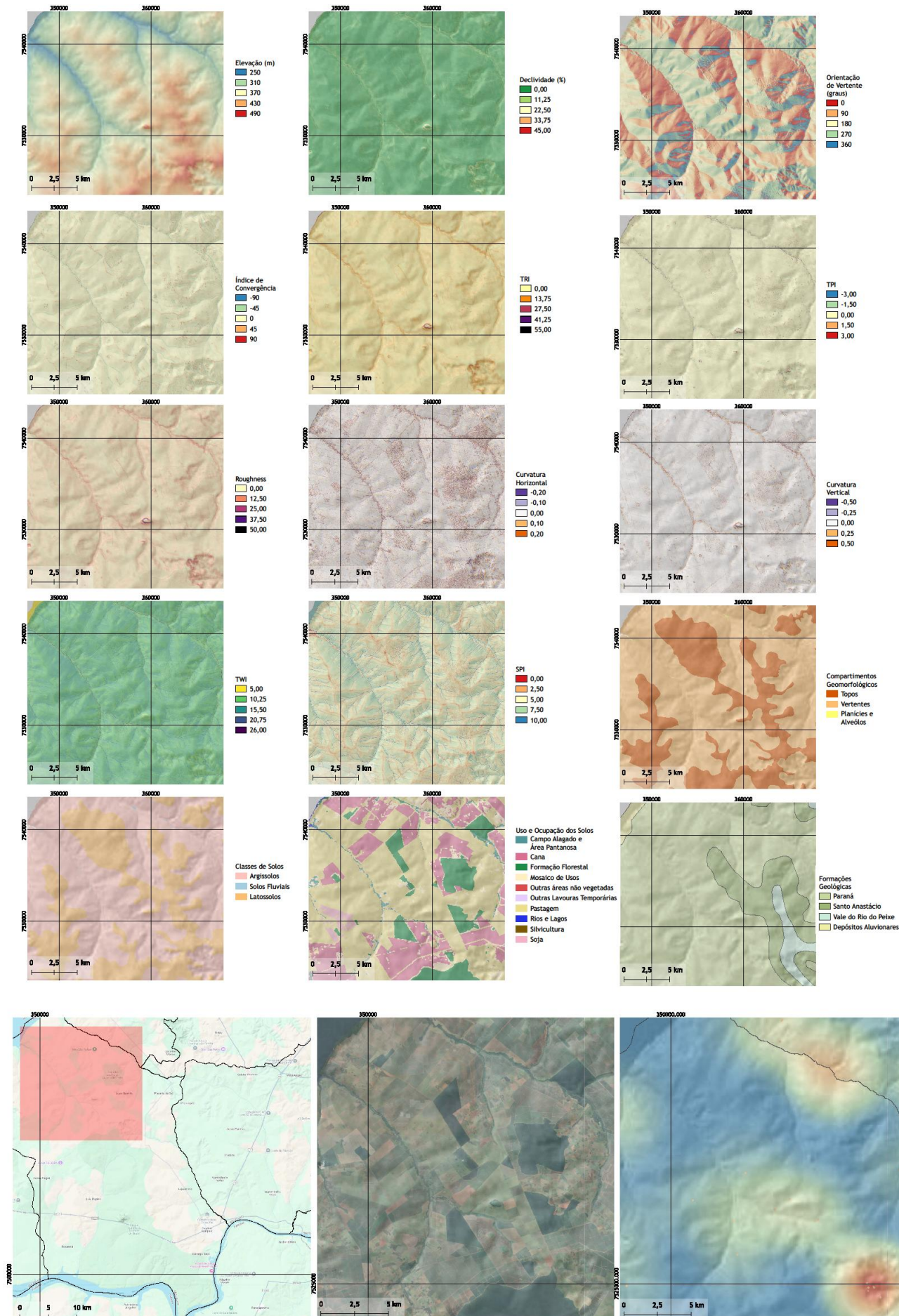
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÉCULO DE INDEPENDÊNCIA PAULISTA"
Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

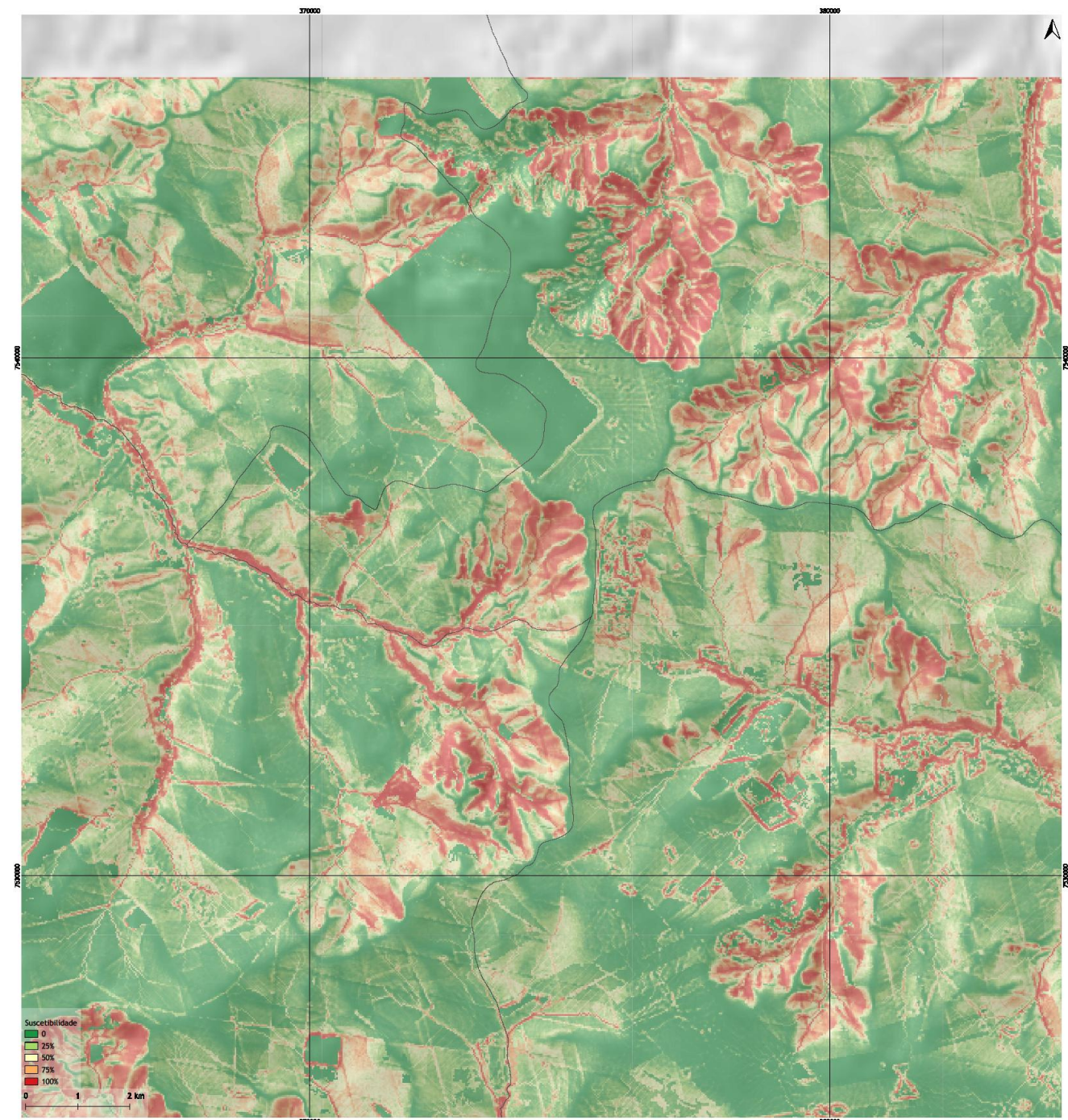
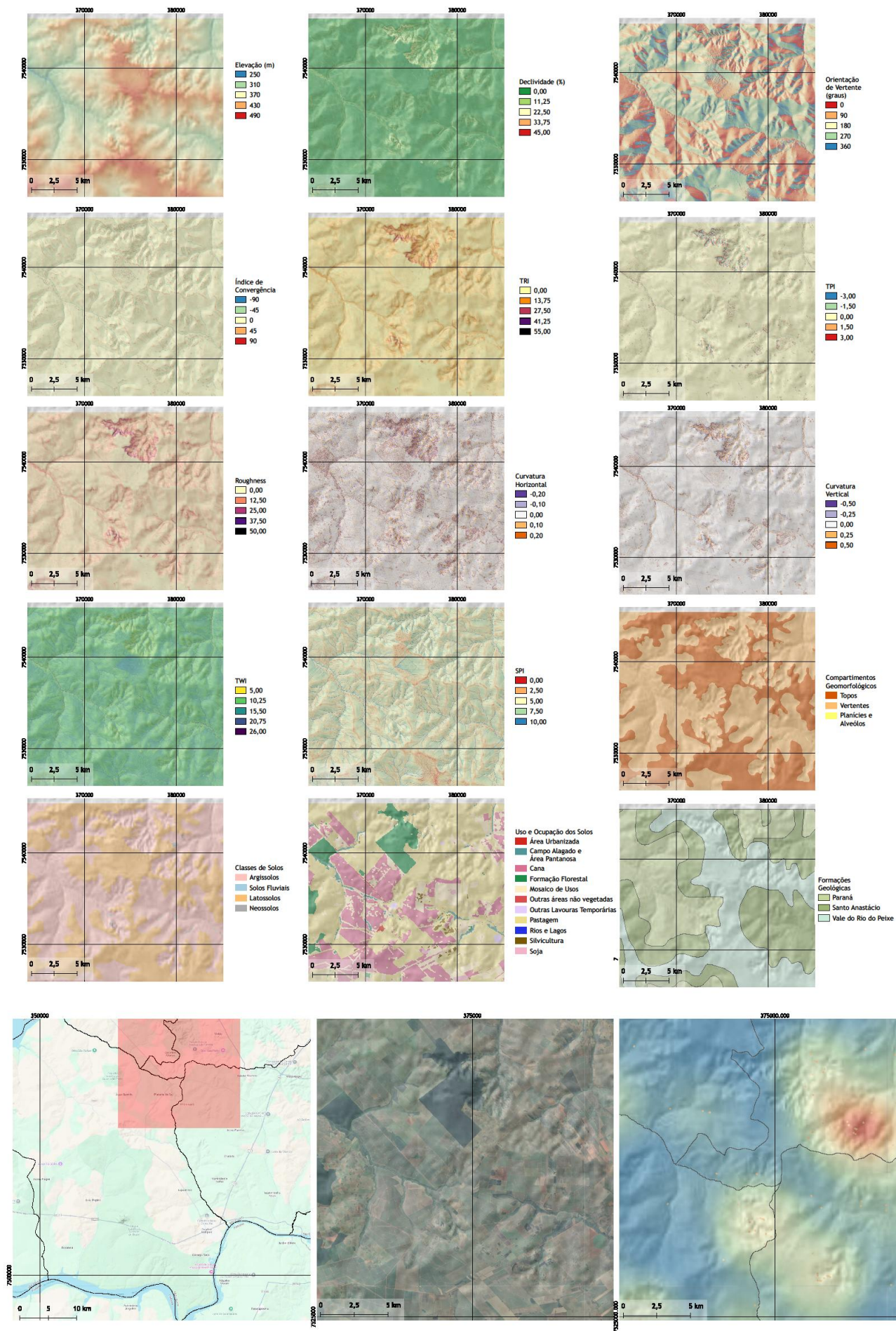
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

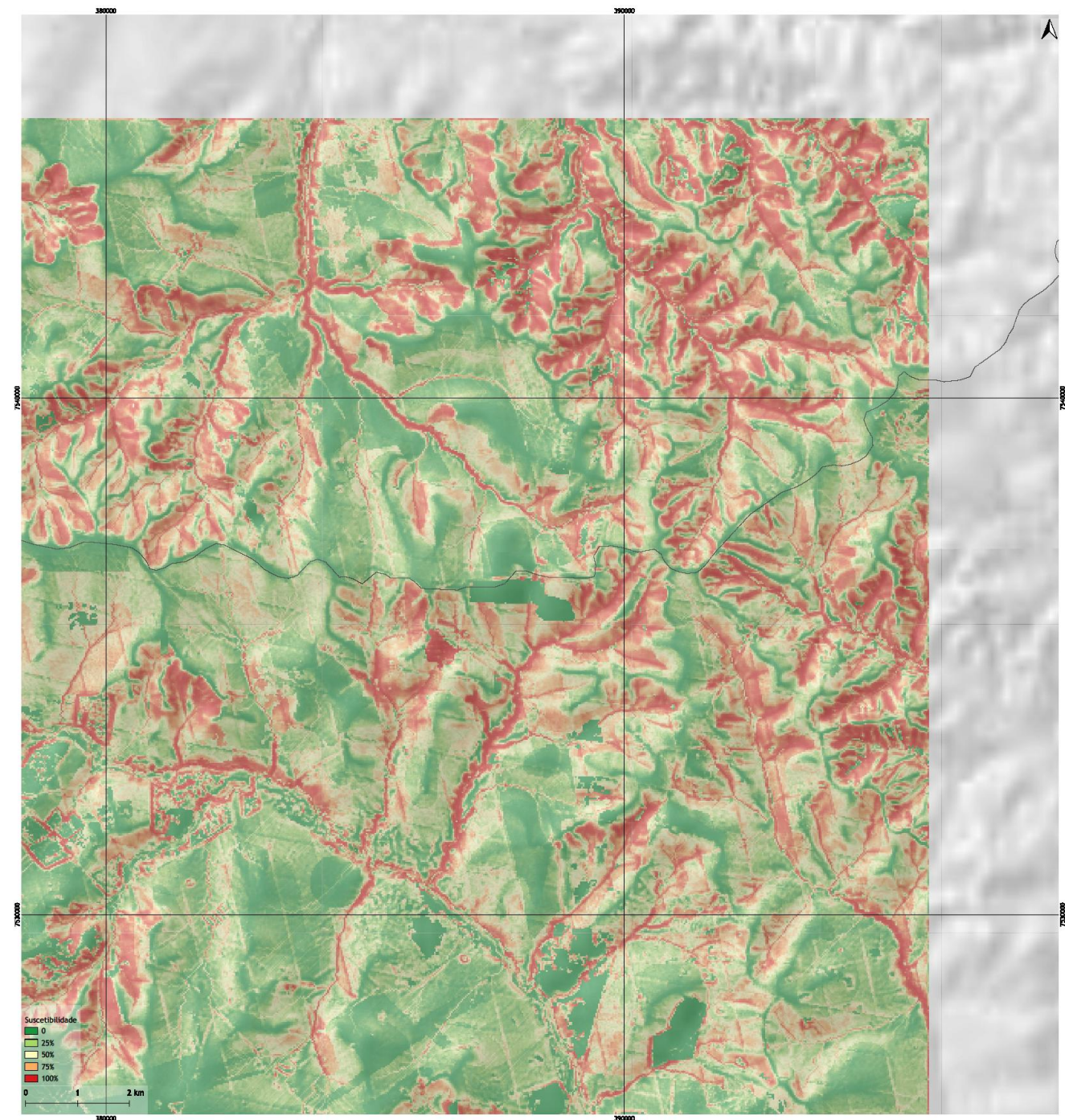
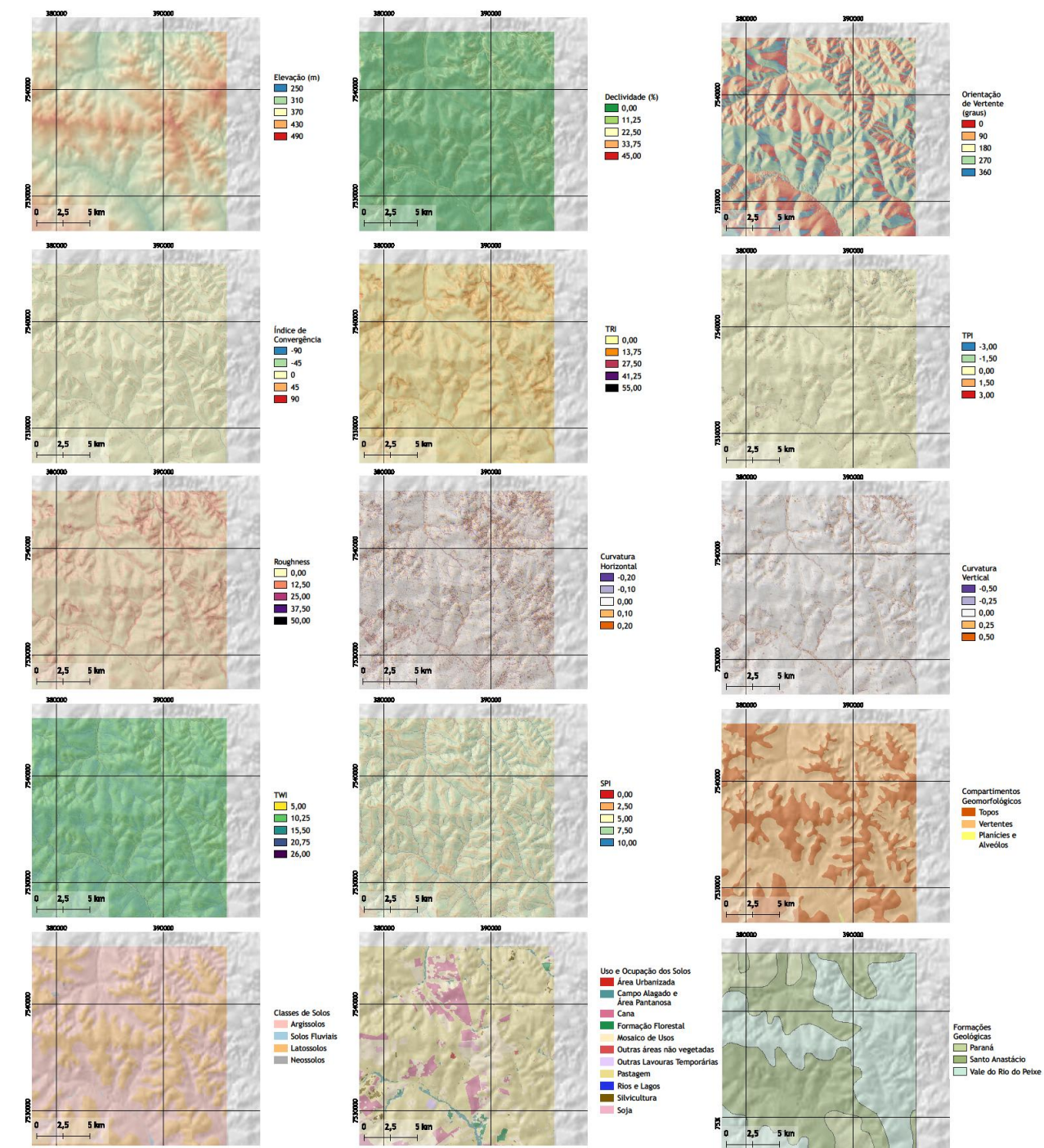
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

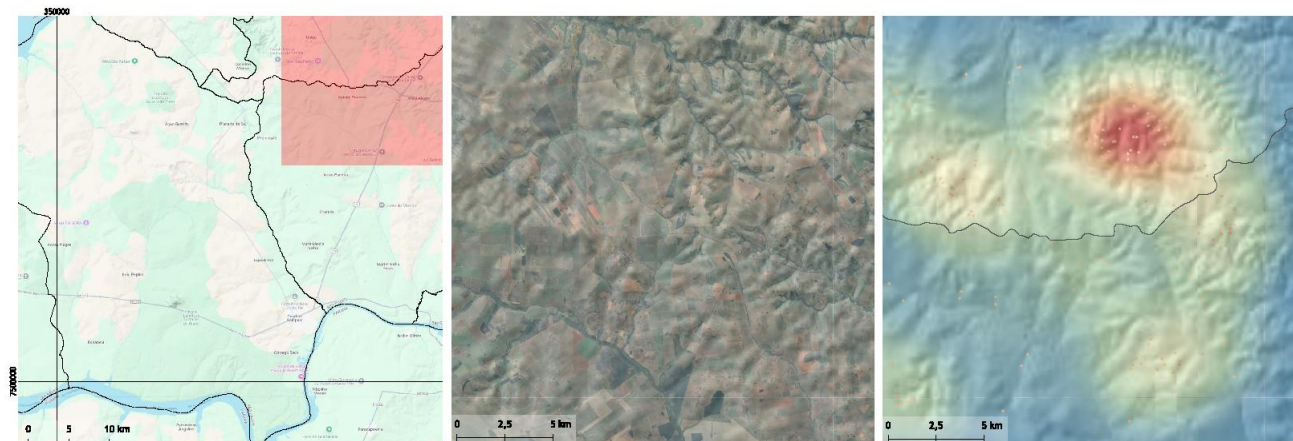
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

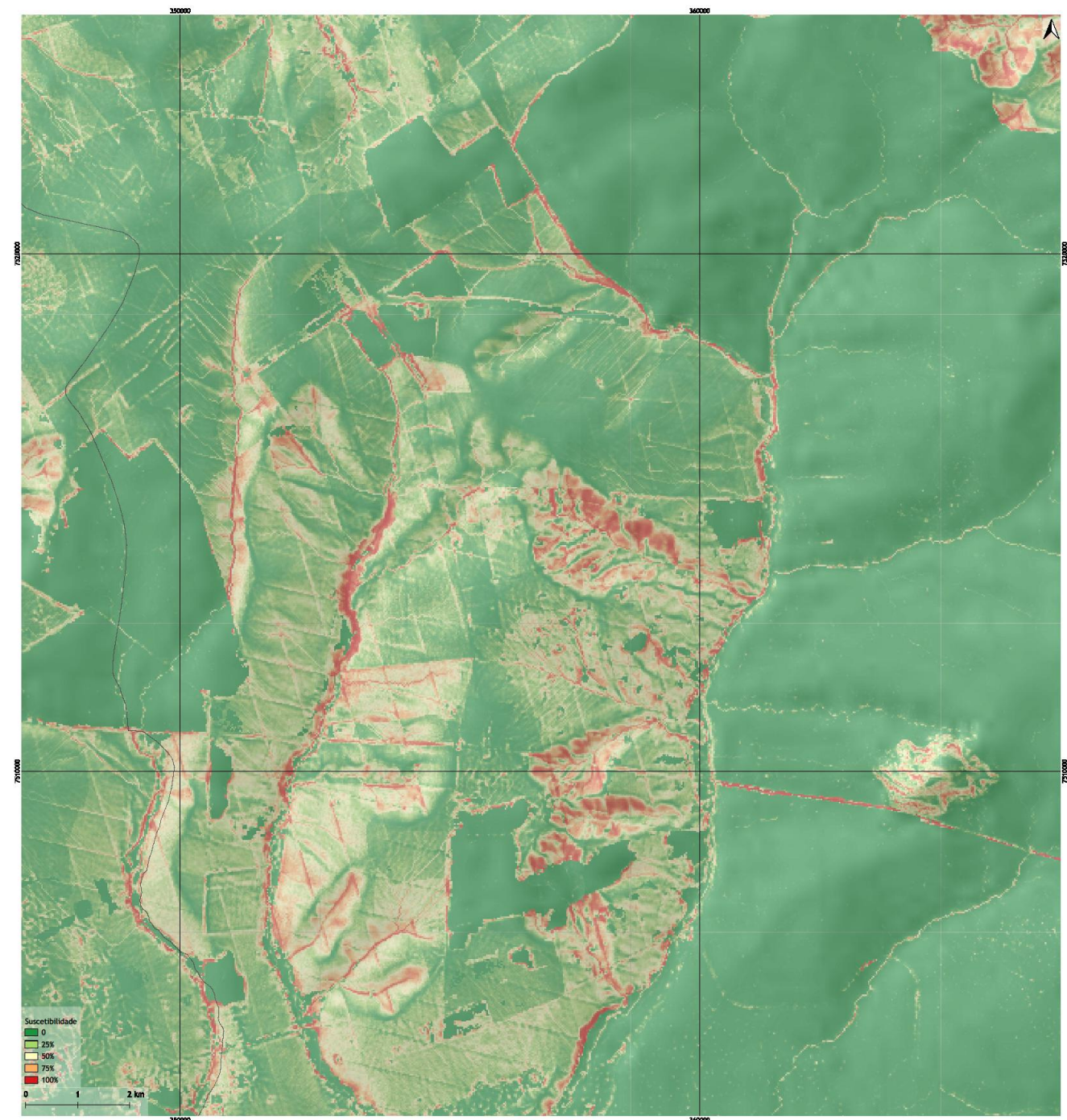
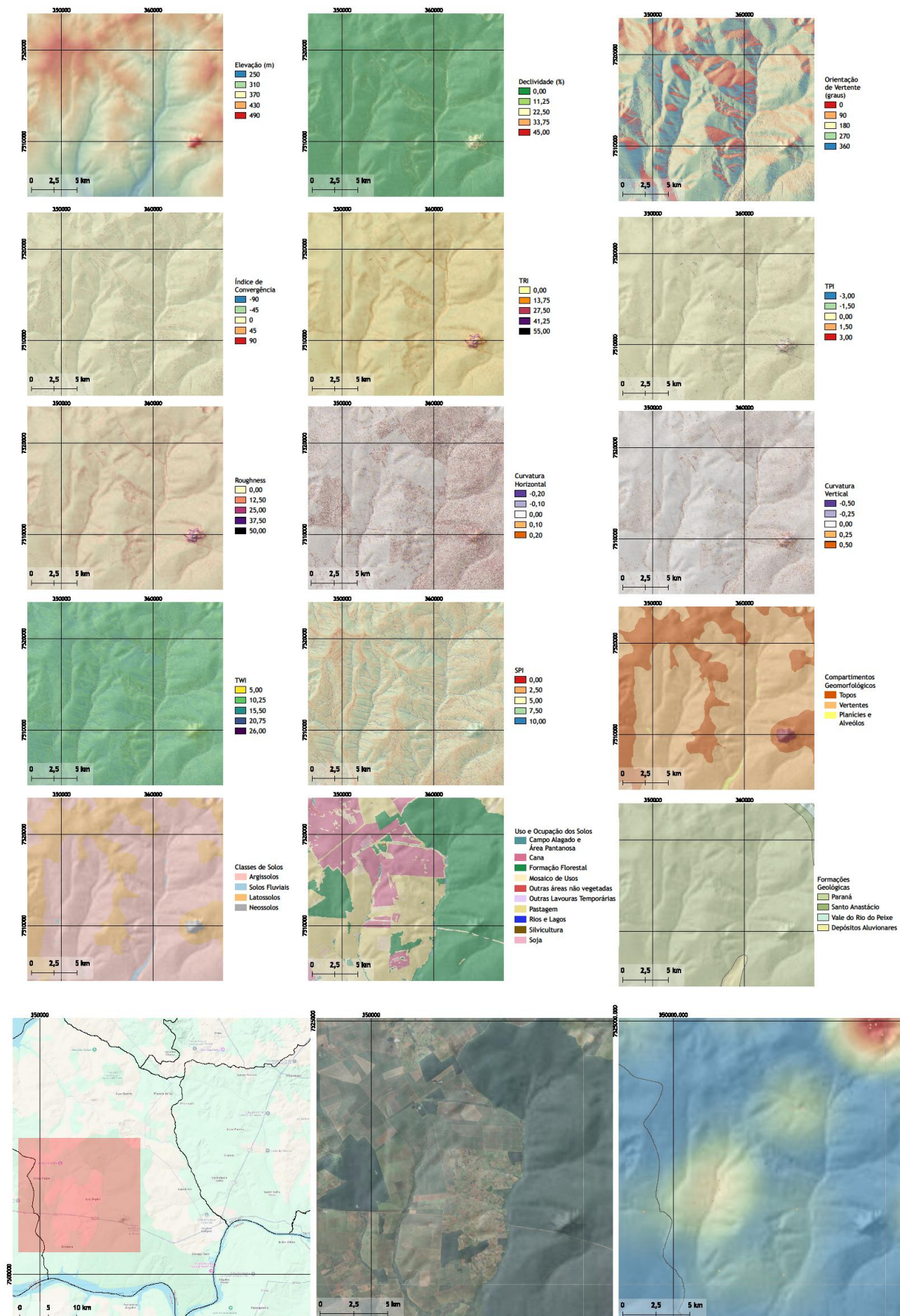


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

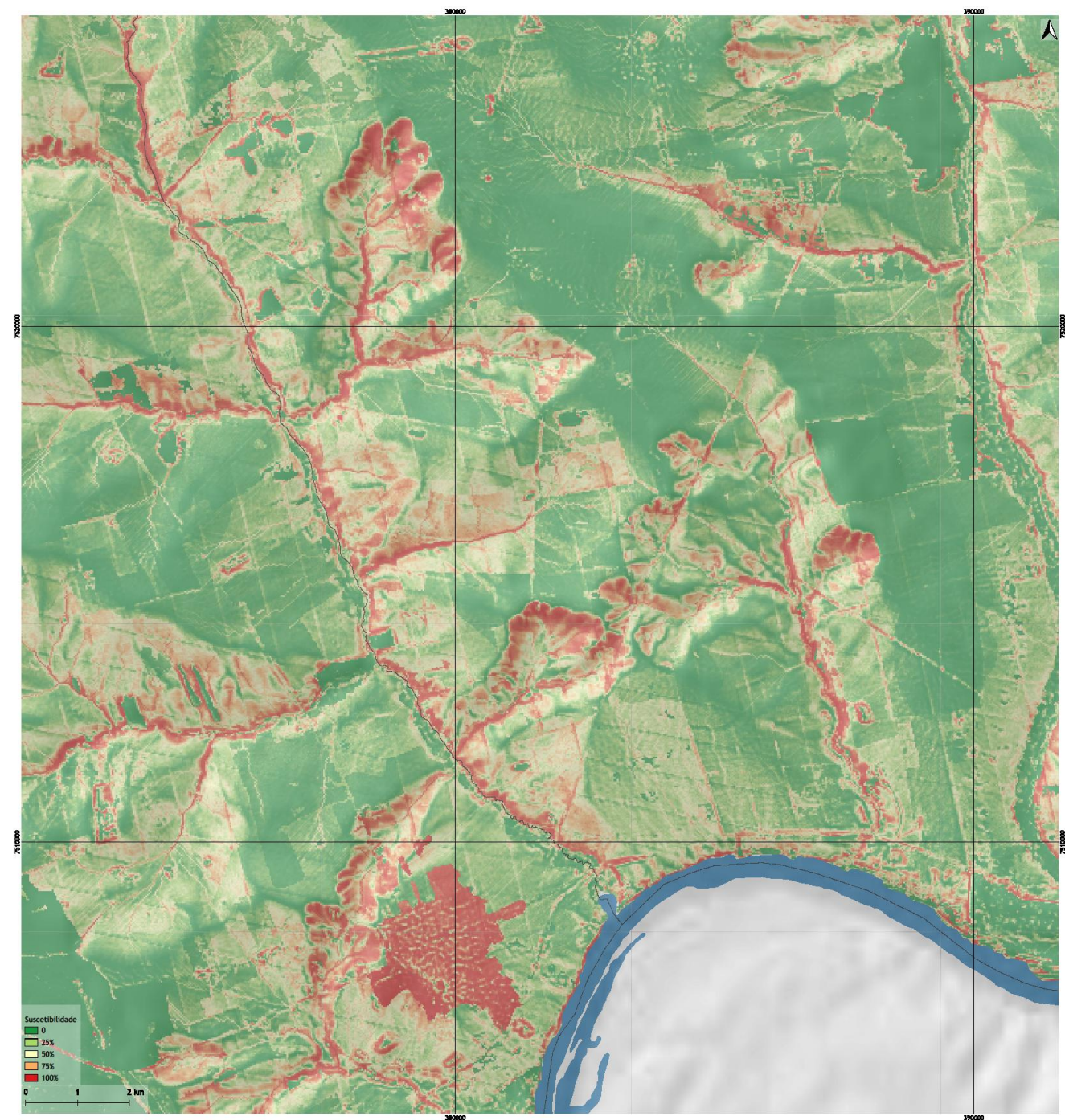
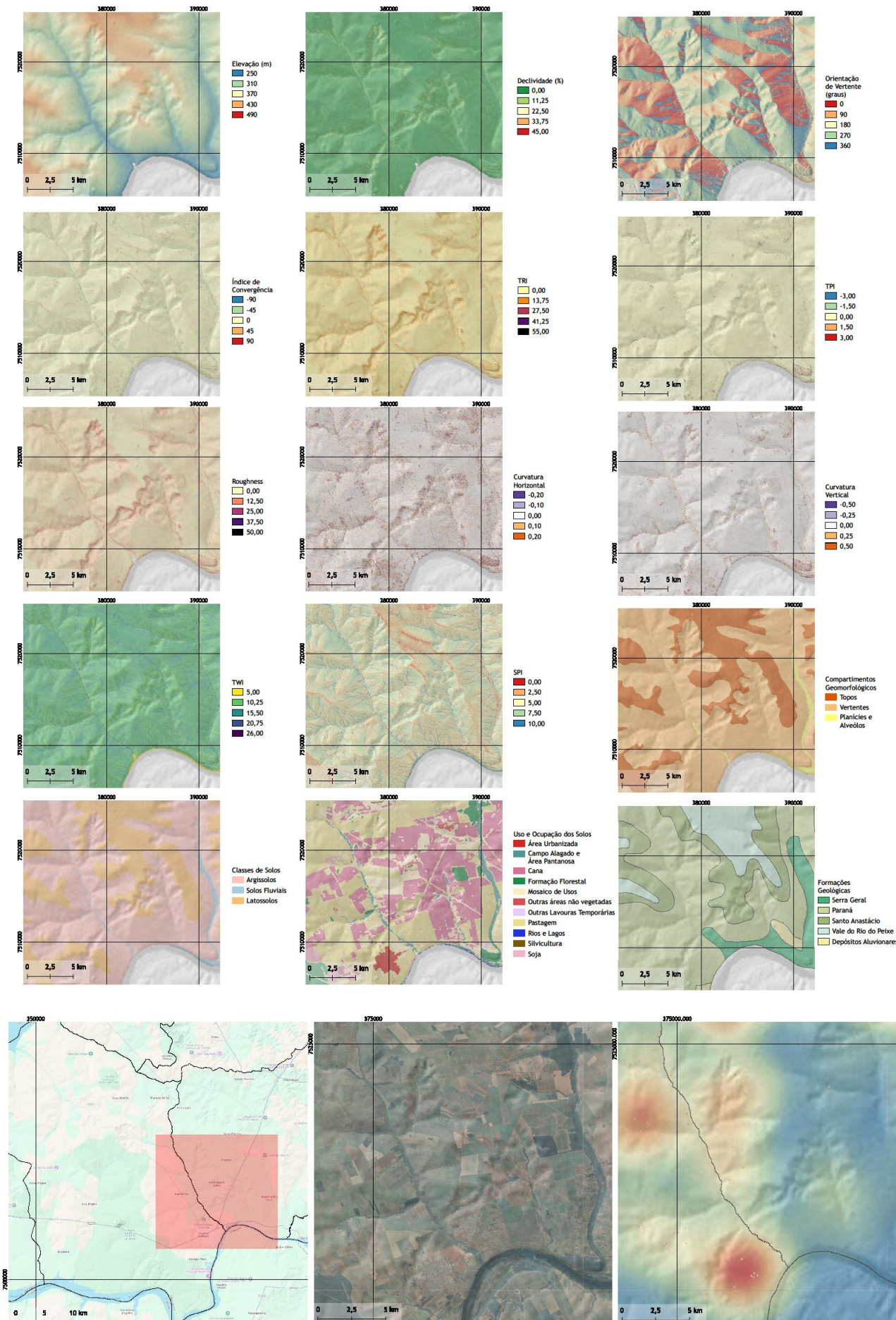
Projeção Universal Transversa de Mercator
 Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
 EPSG: 31982
 Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
 Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
 Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
 UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
 FACULDADE DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
 PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

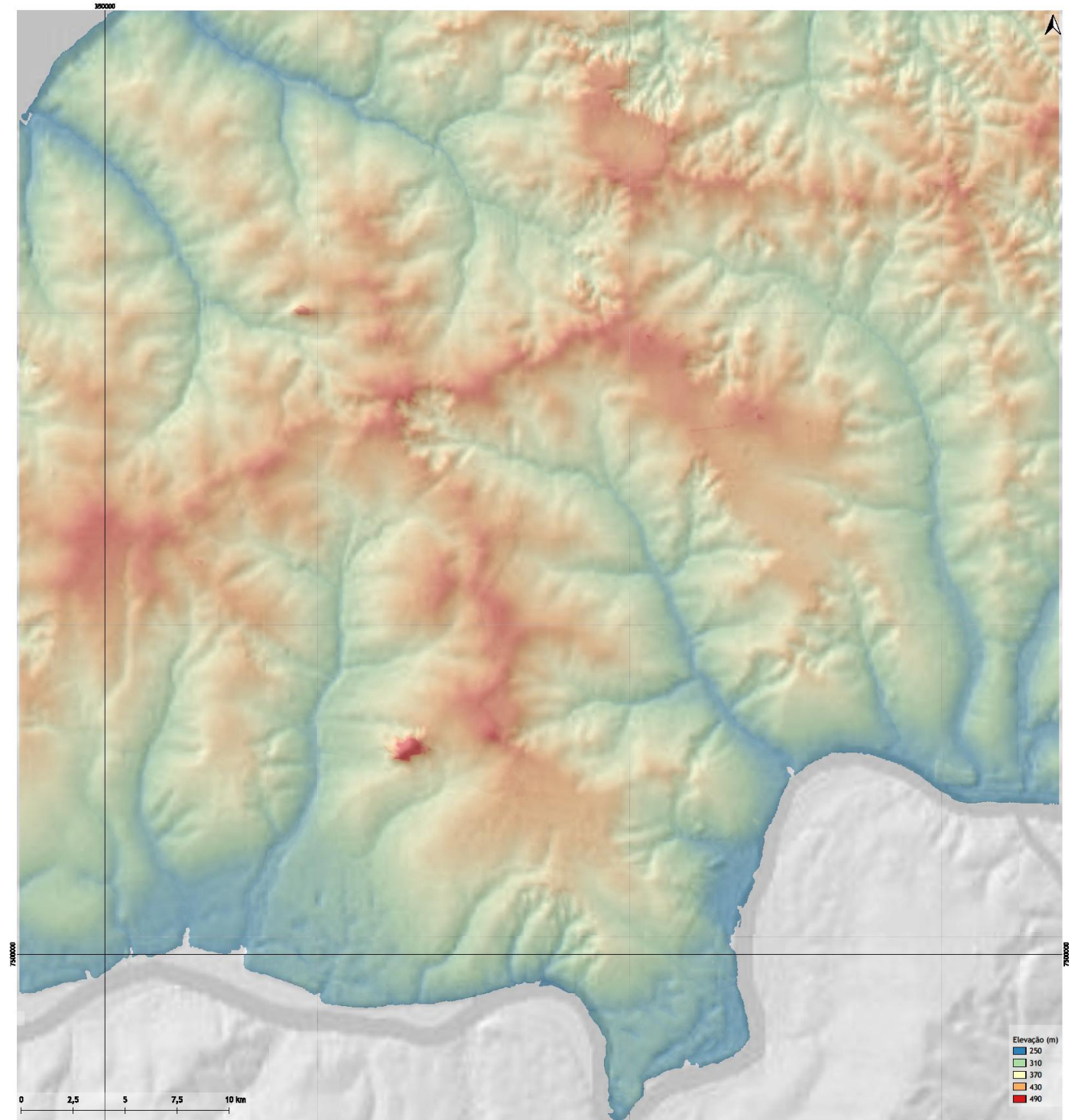
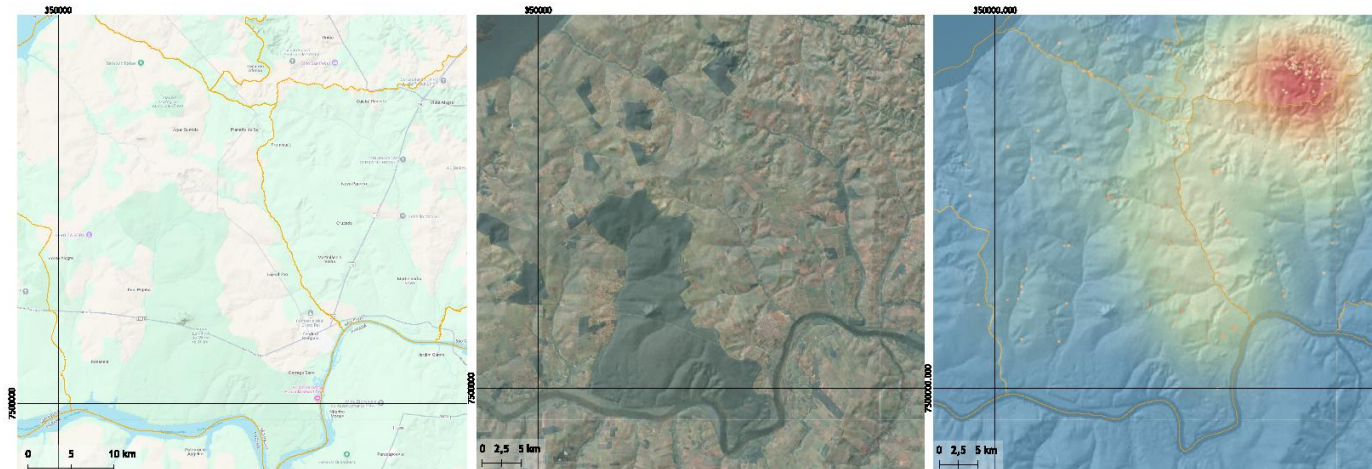
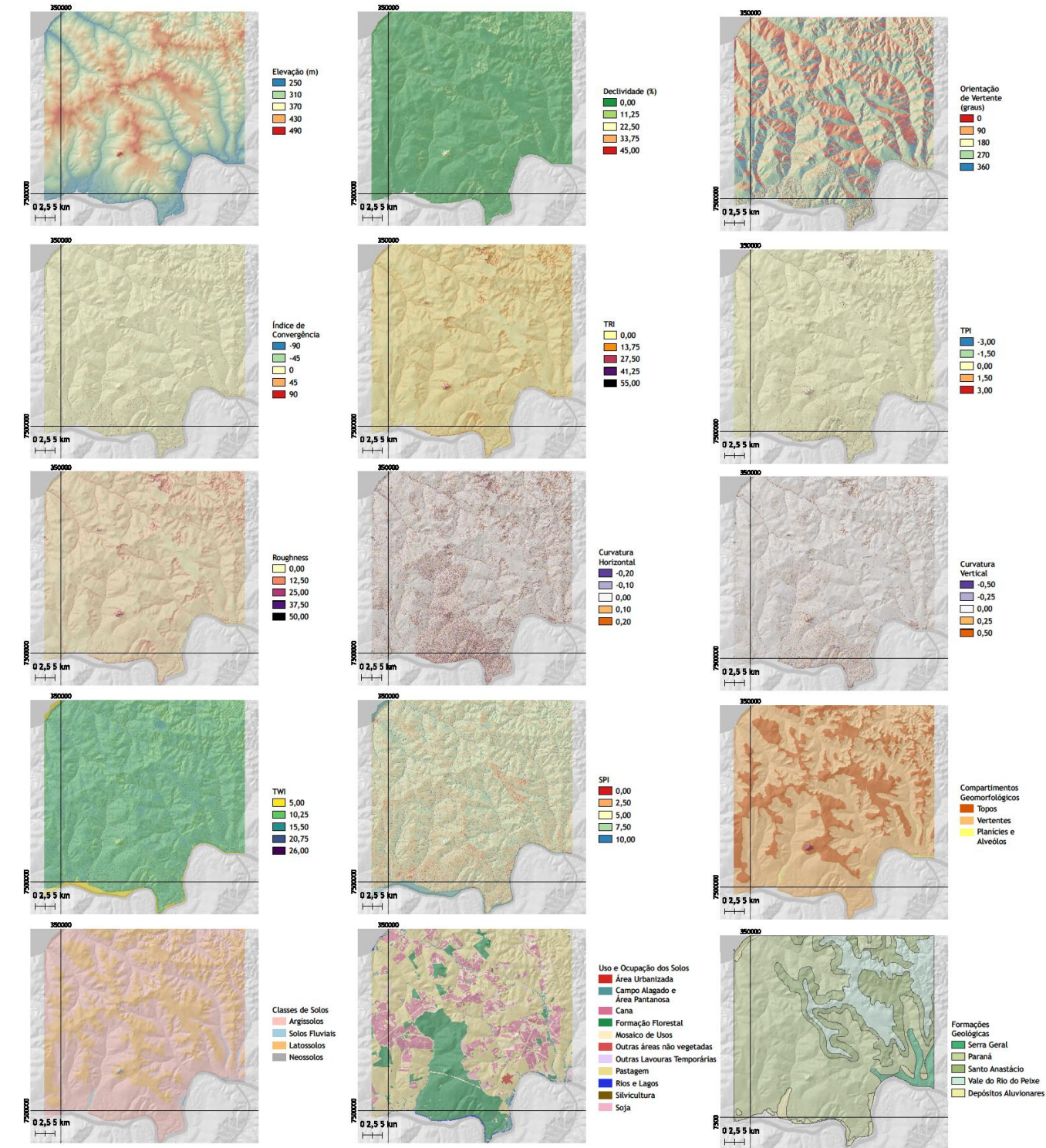
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÓ O BOM É BOM DIA PAULISTA"
Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

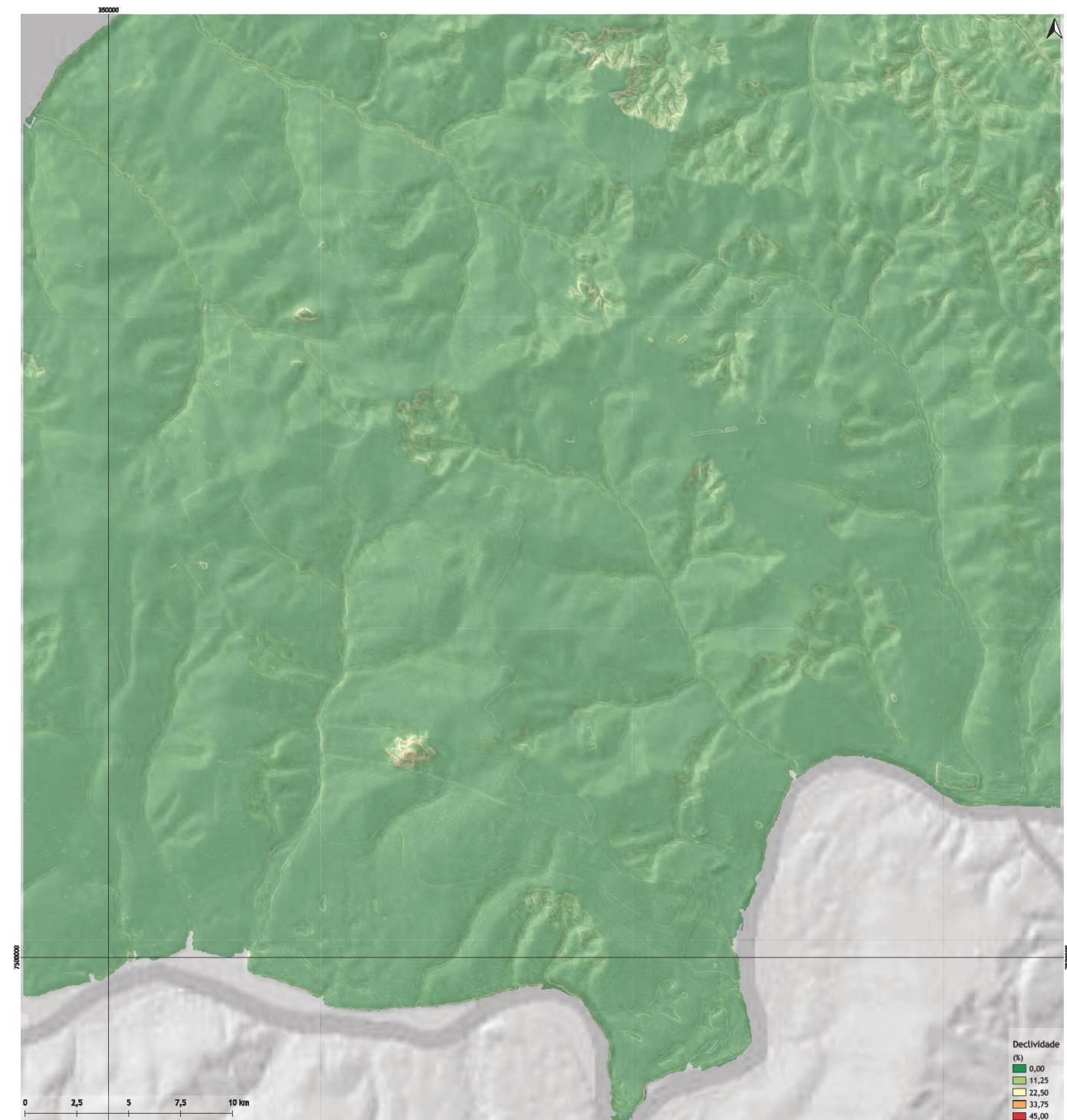
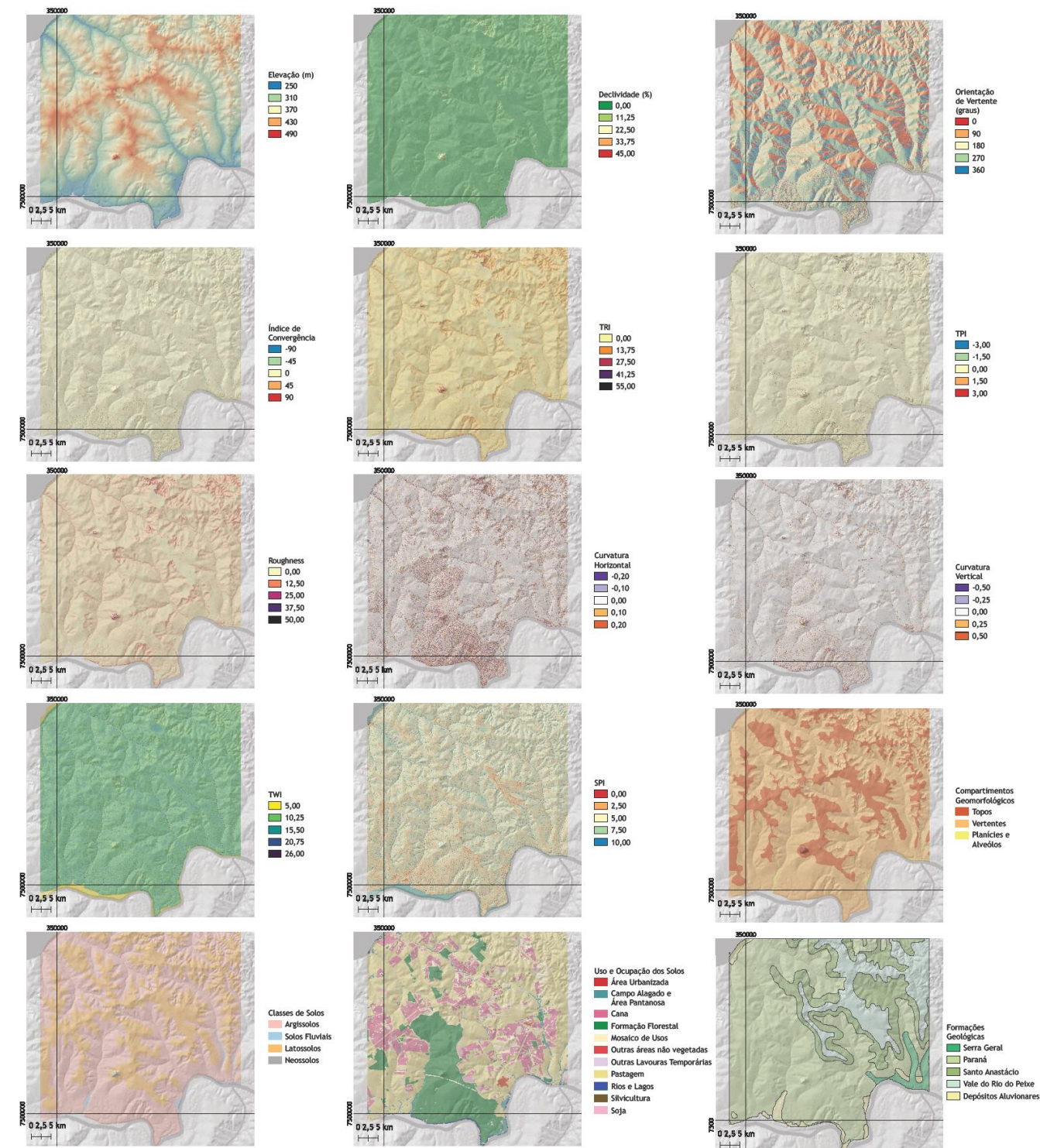


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

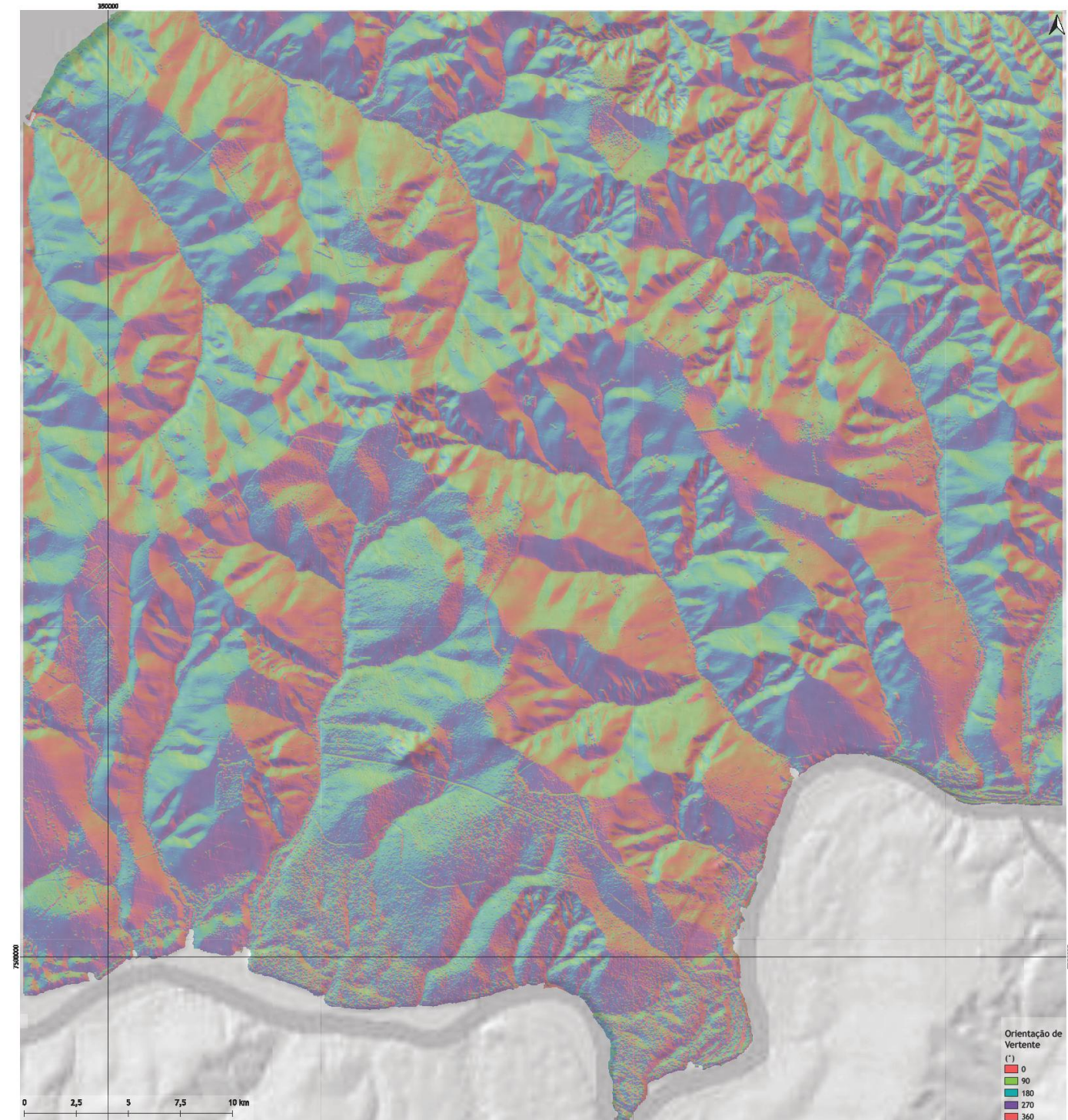
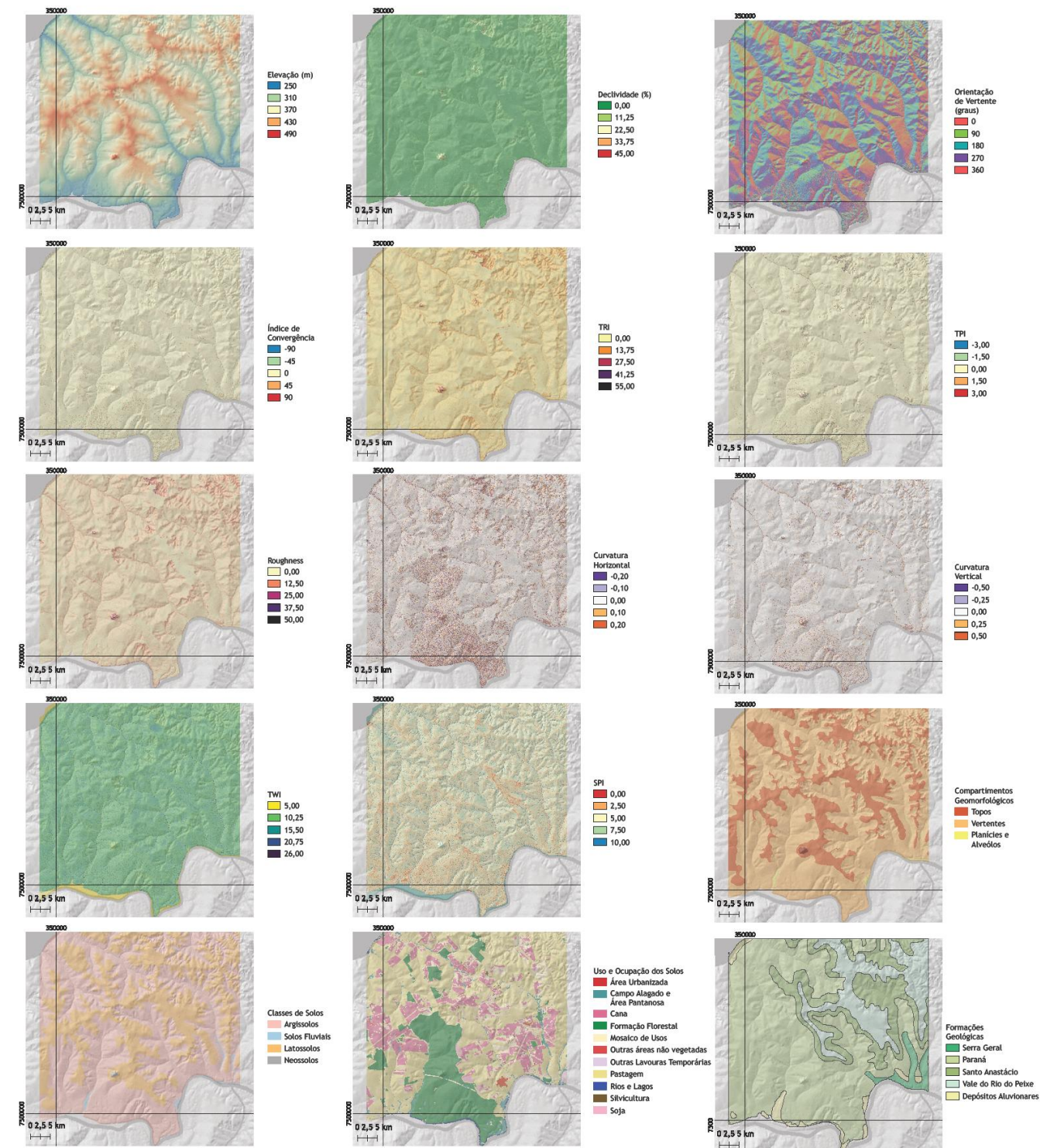


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

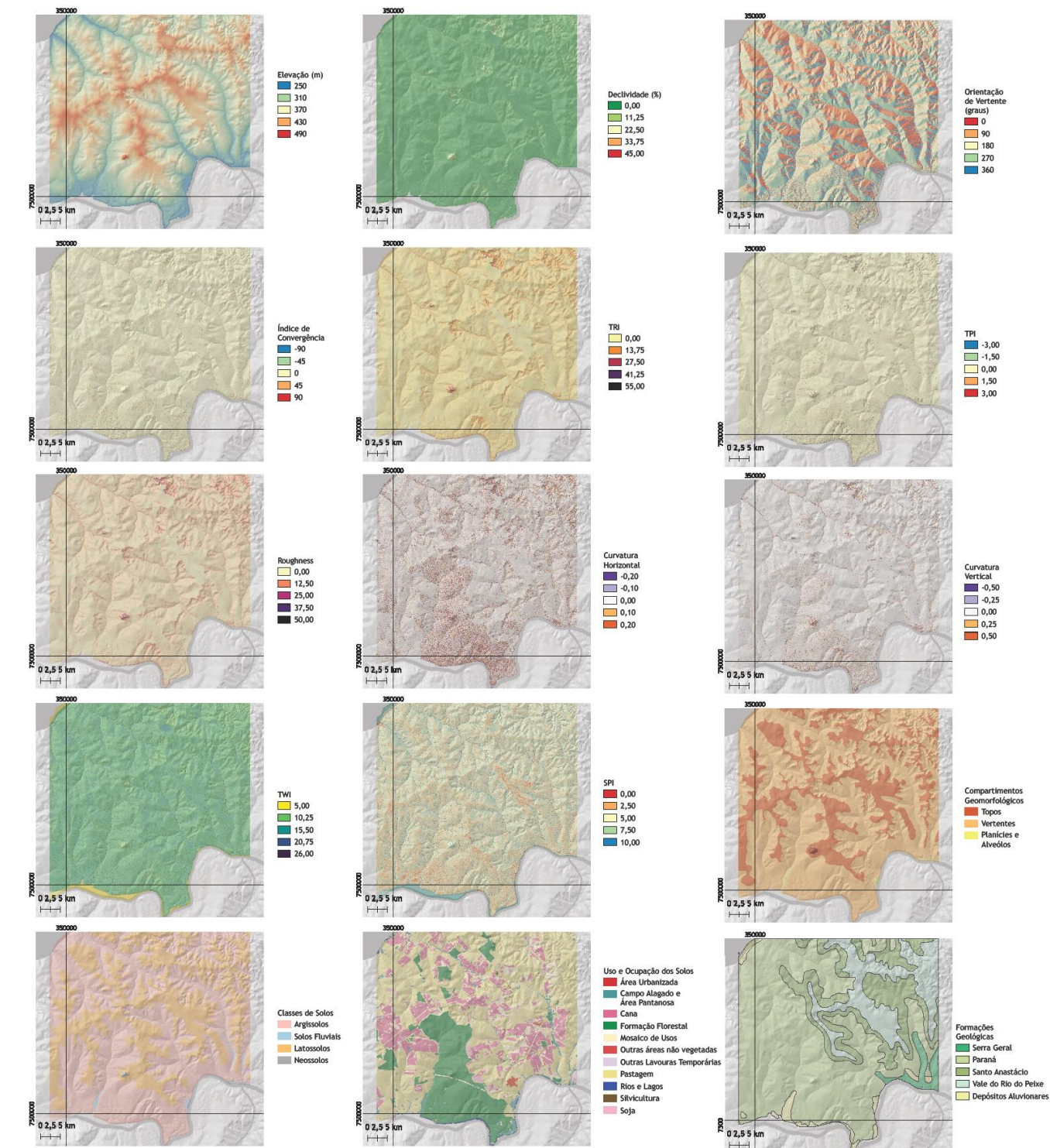


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

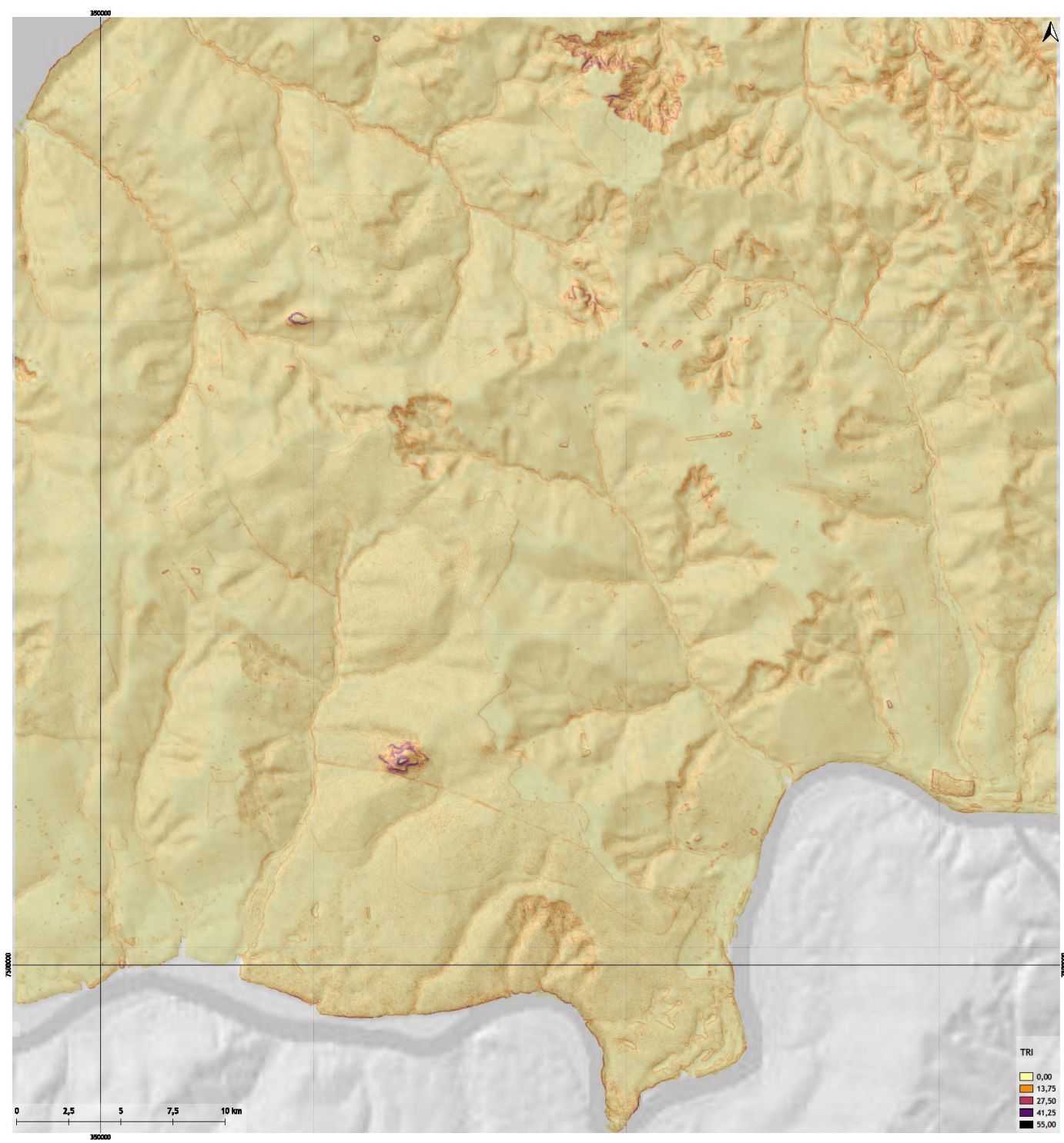
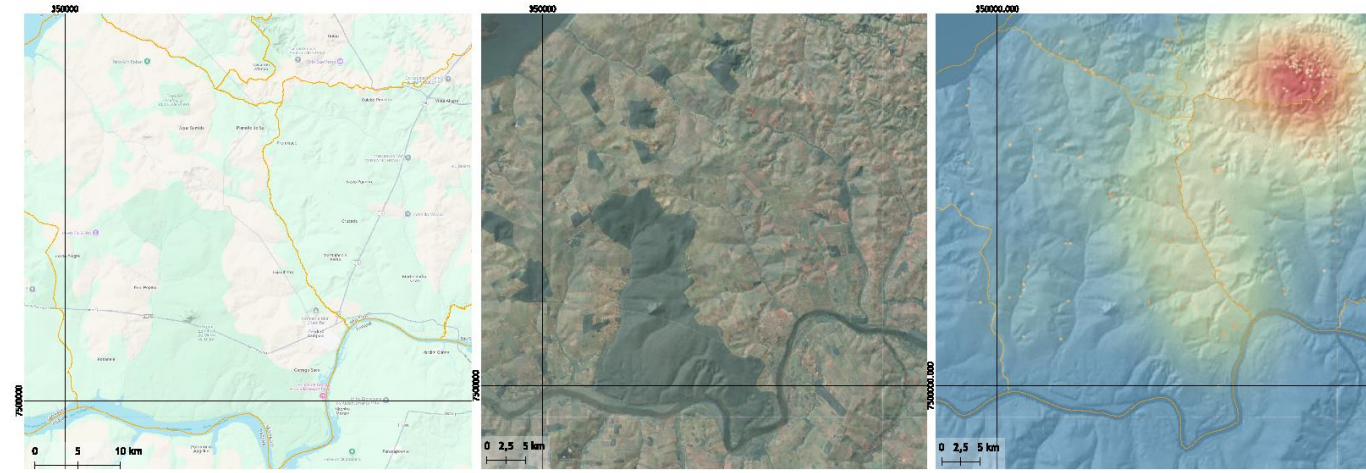
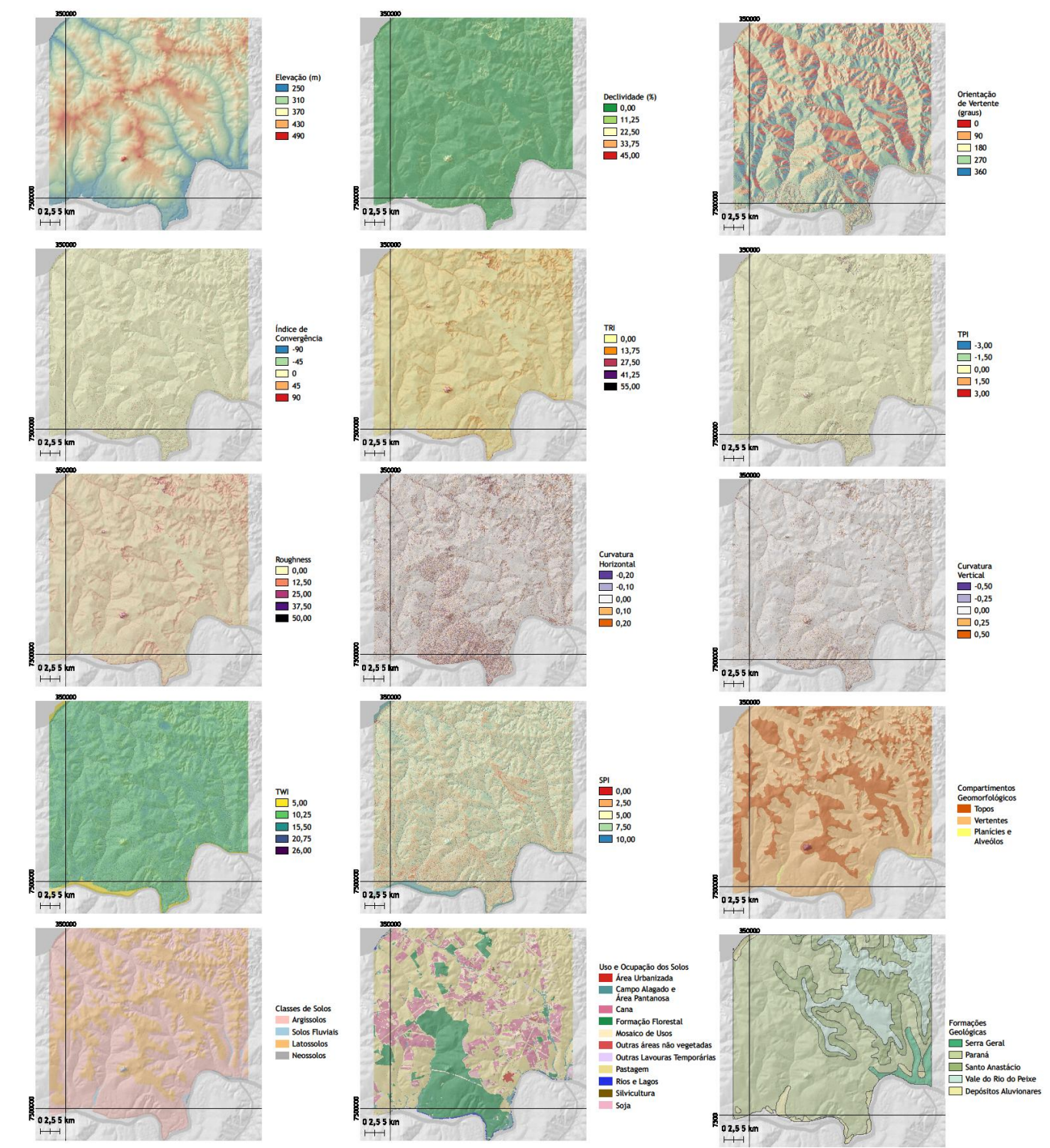


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

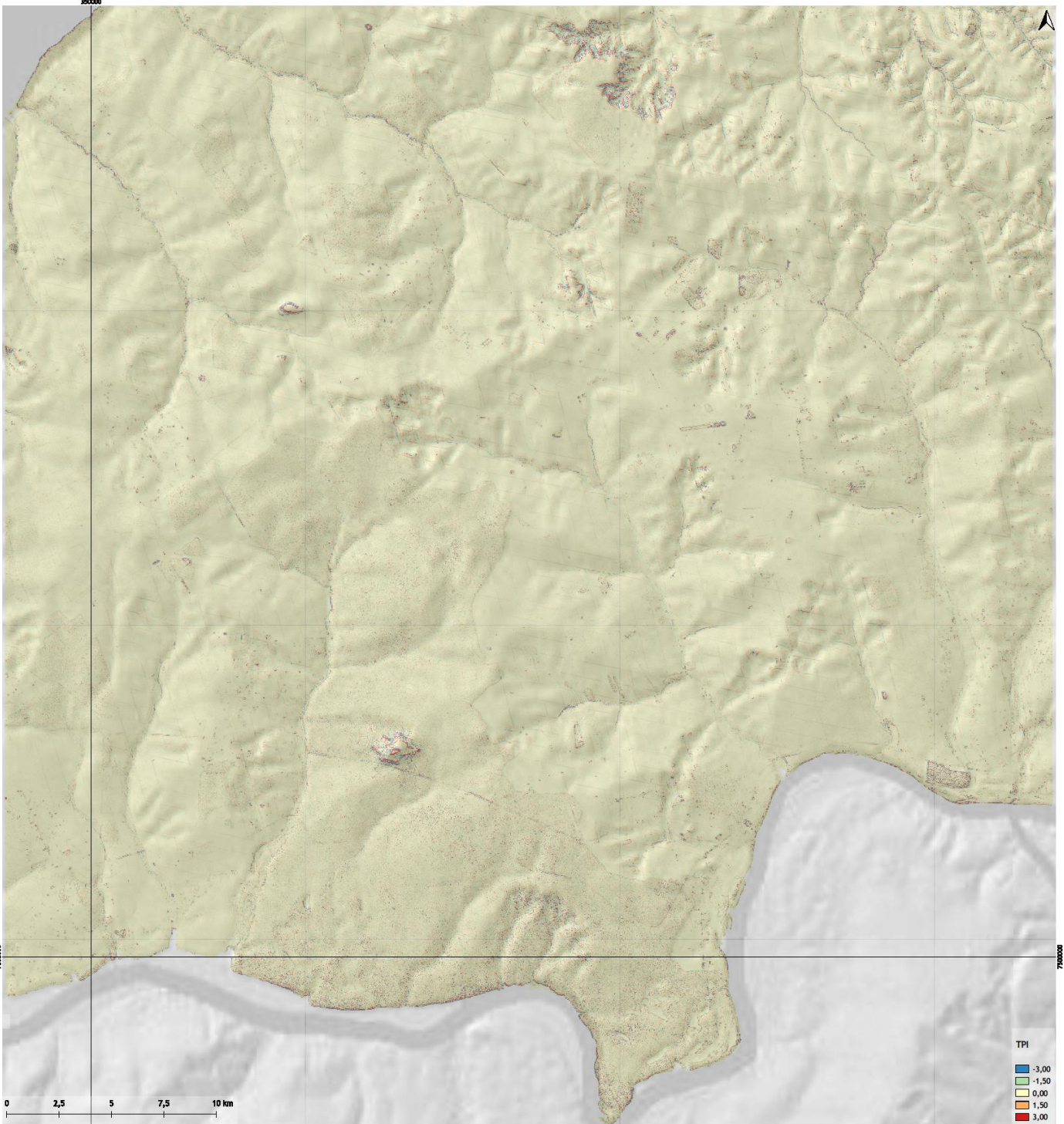
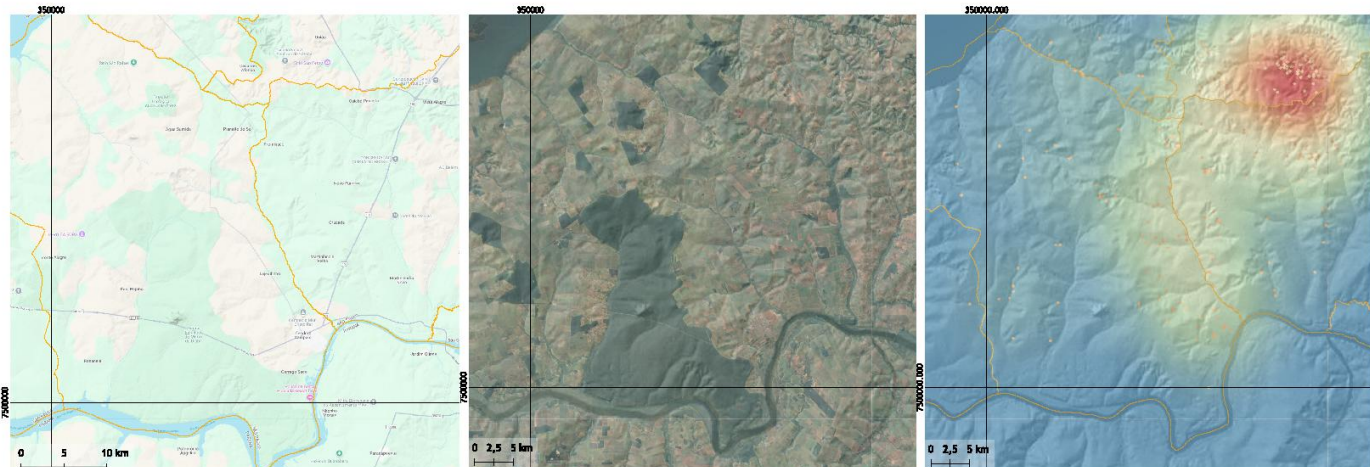
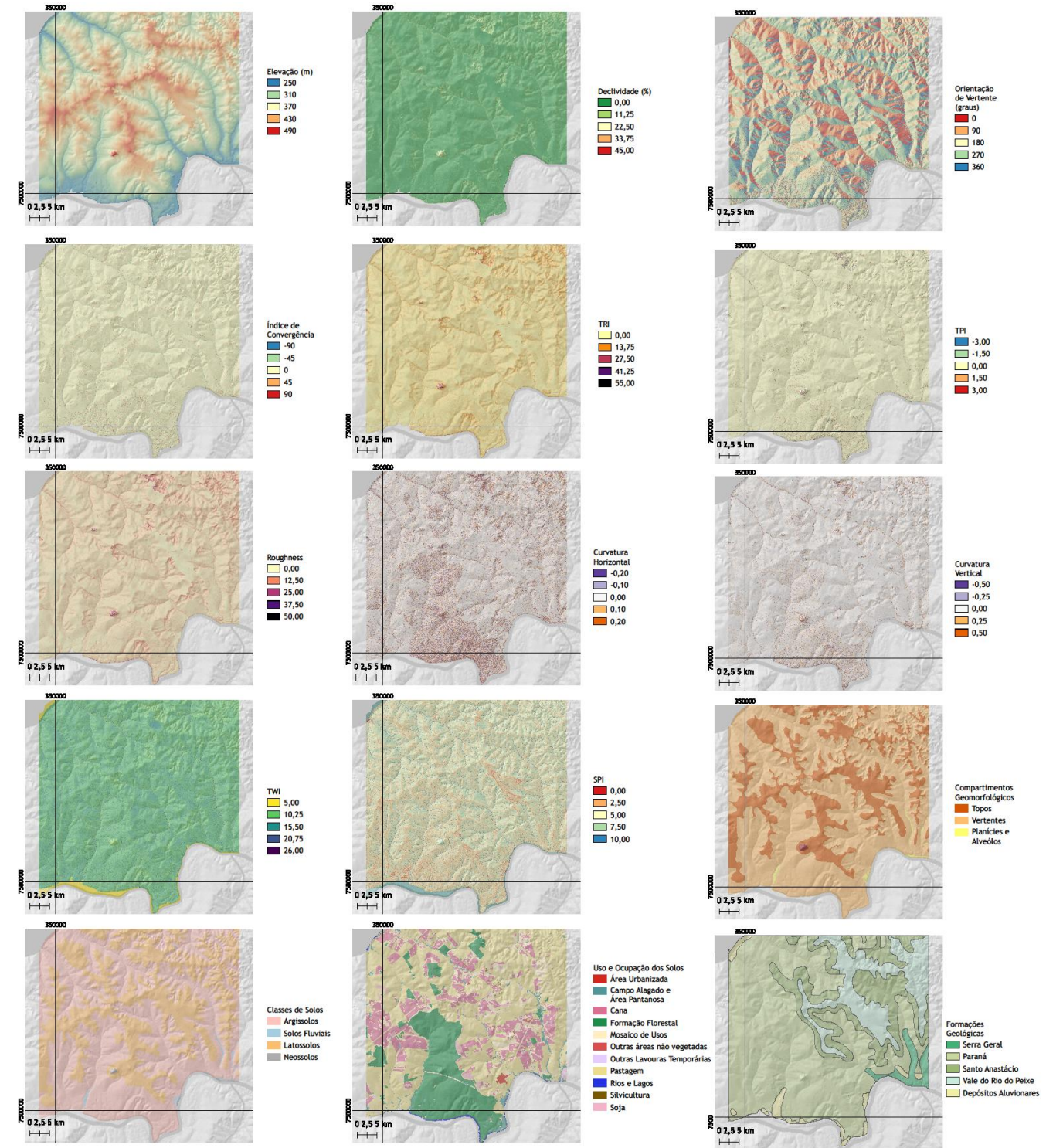
unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÓCIO DE INOVAÇÃO E FÉ"

Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

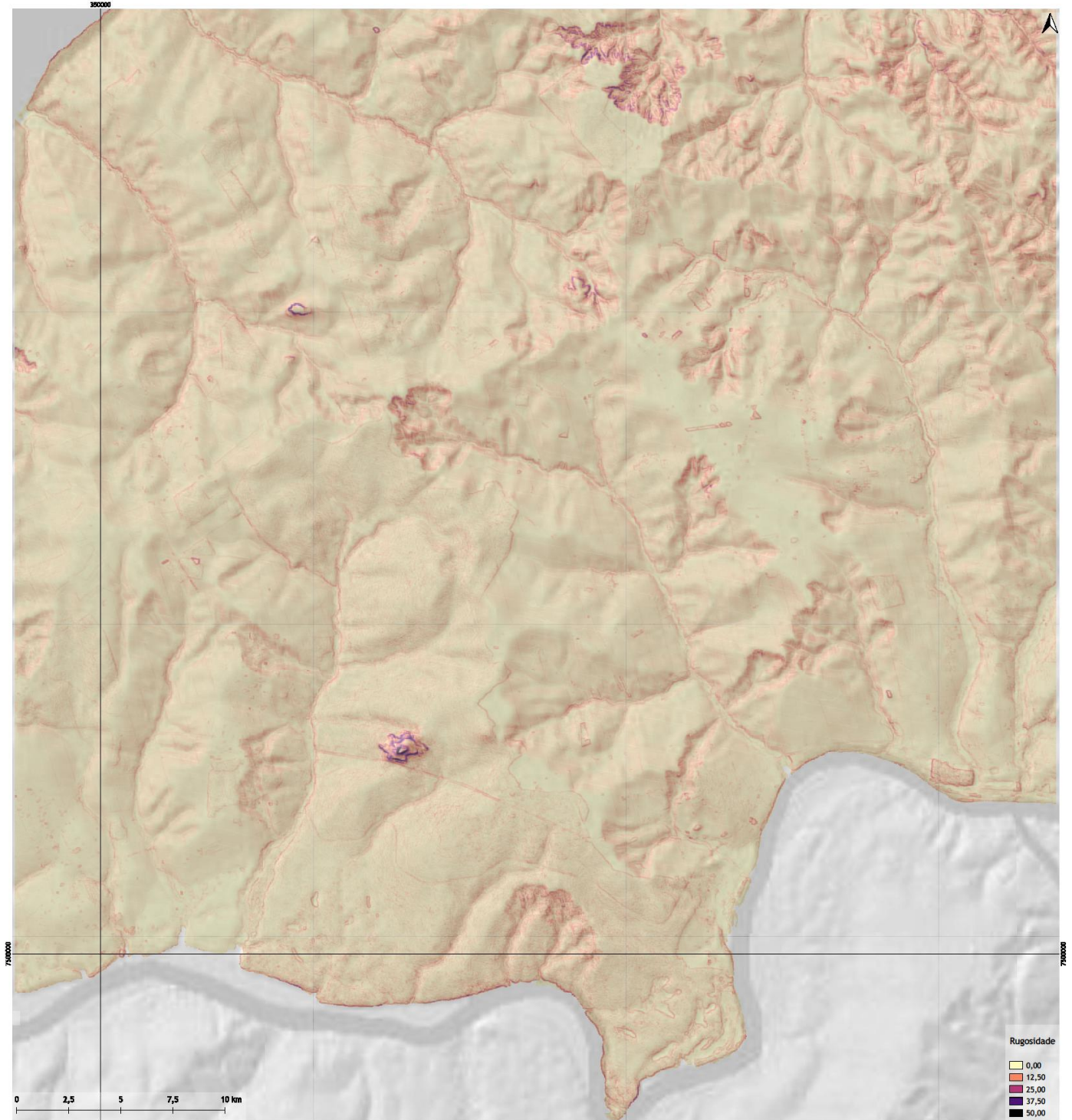
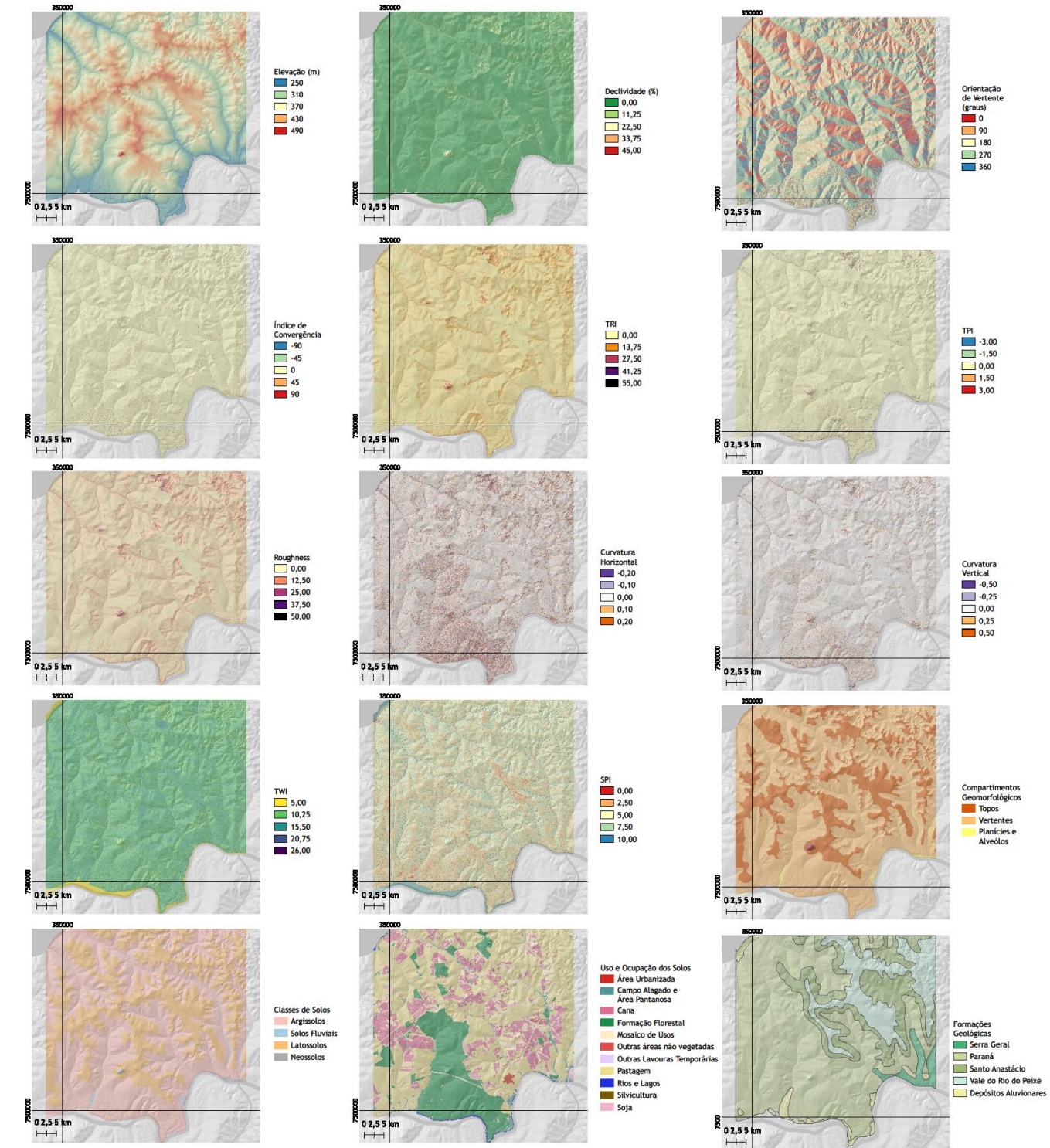
unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÓCIO DE MÉRITO E FÉ"

Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

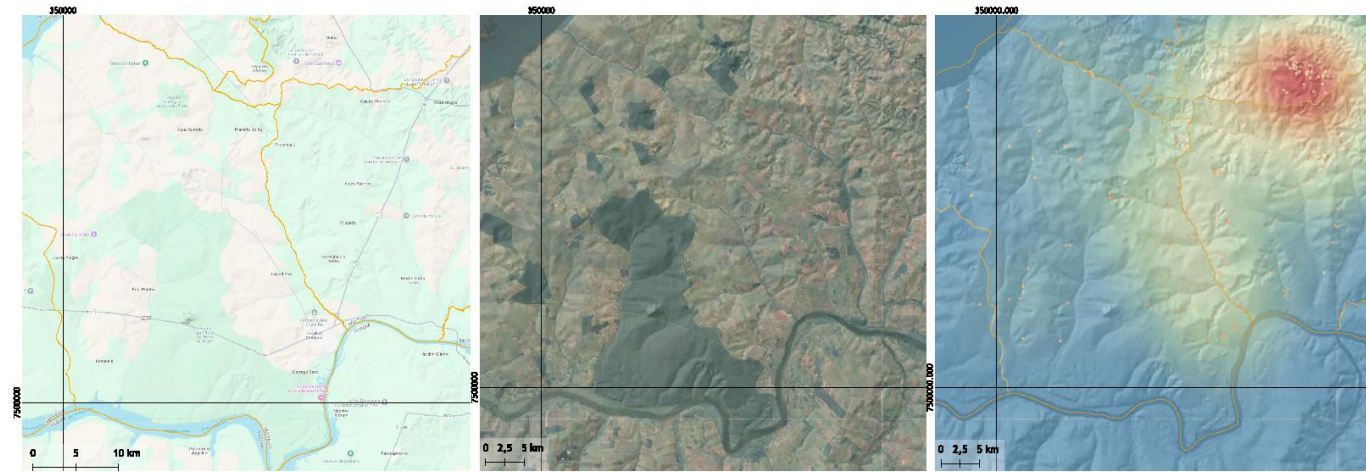
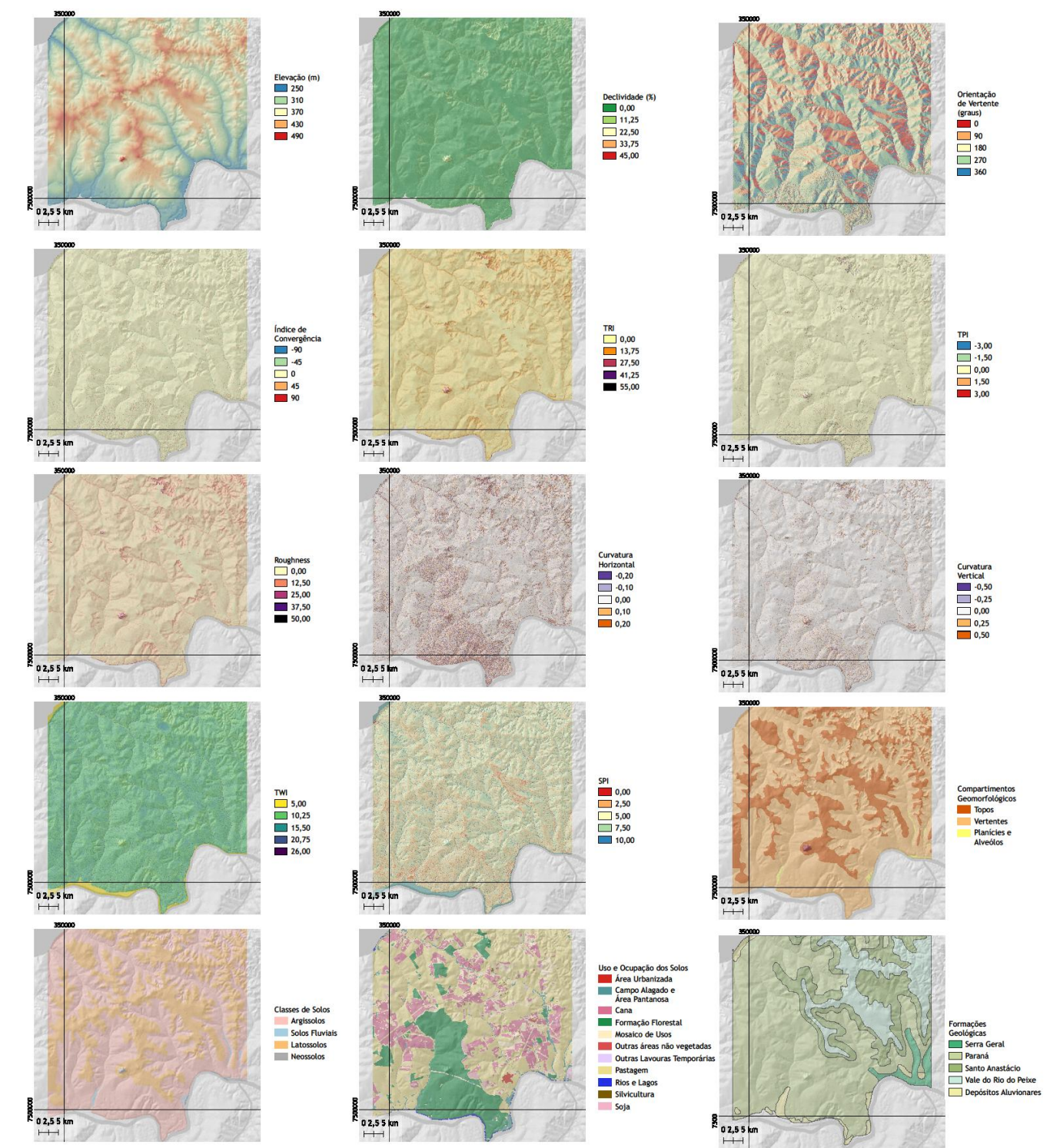
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÓCIO DE BARRAGEM FILIPPO"
Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

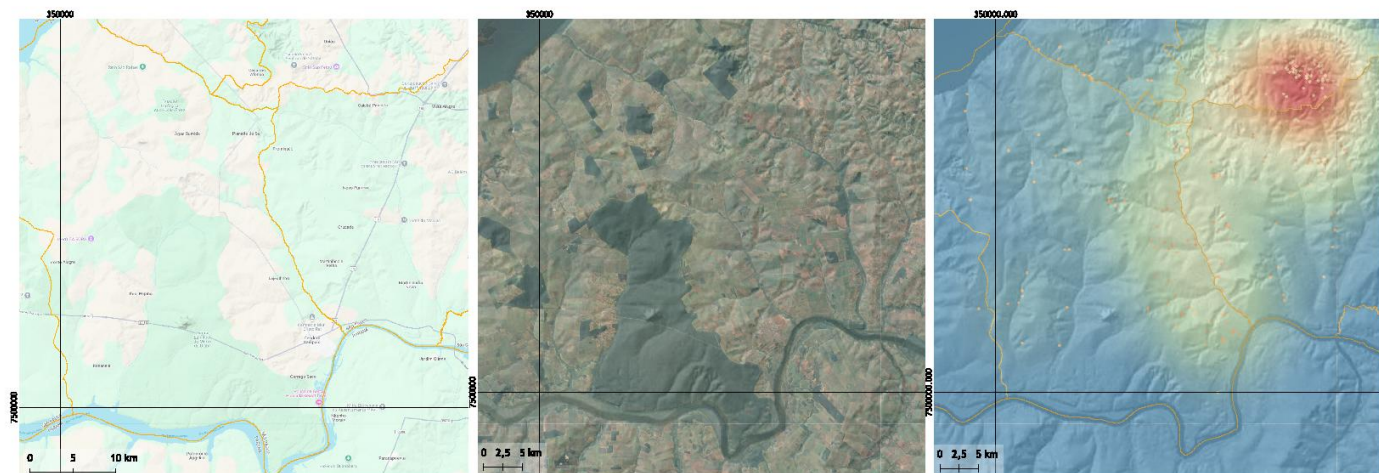
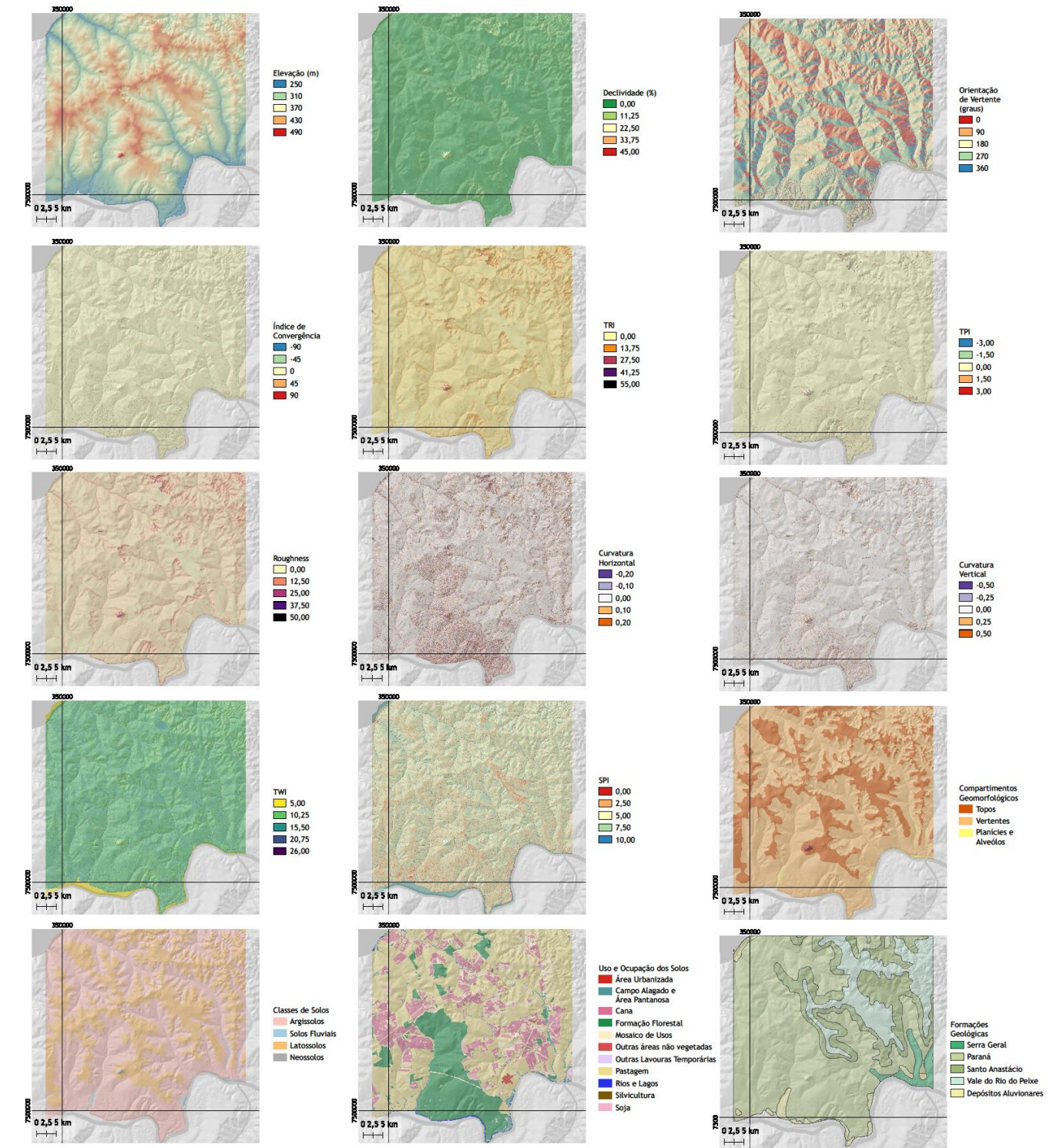
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÓLO DE INDEPENDÊNCIA PAULISTA"
Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

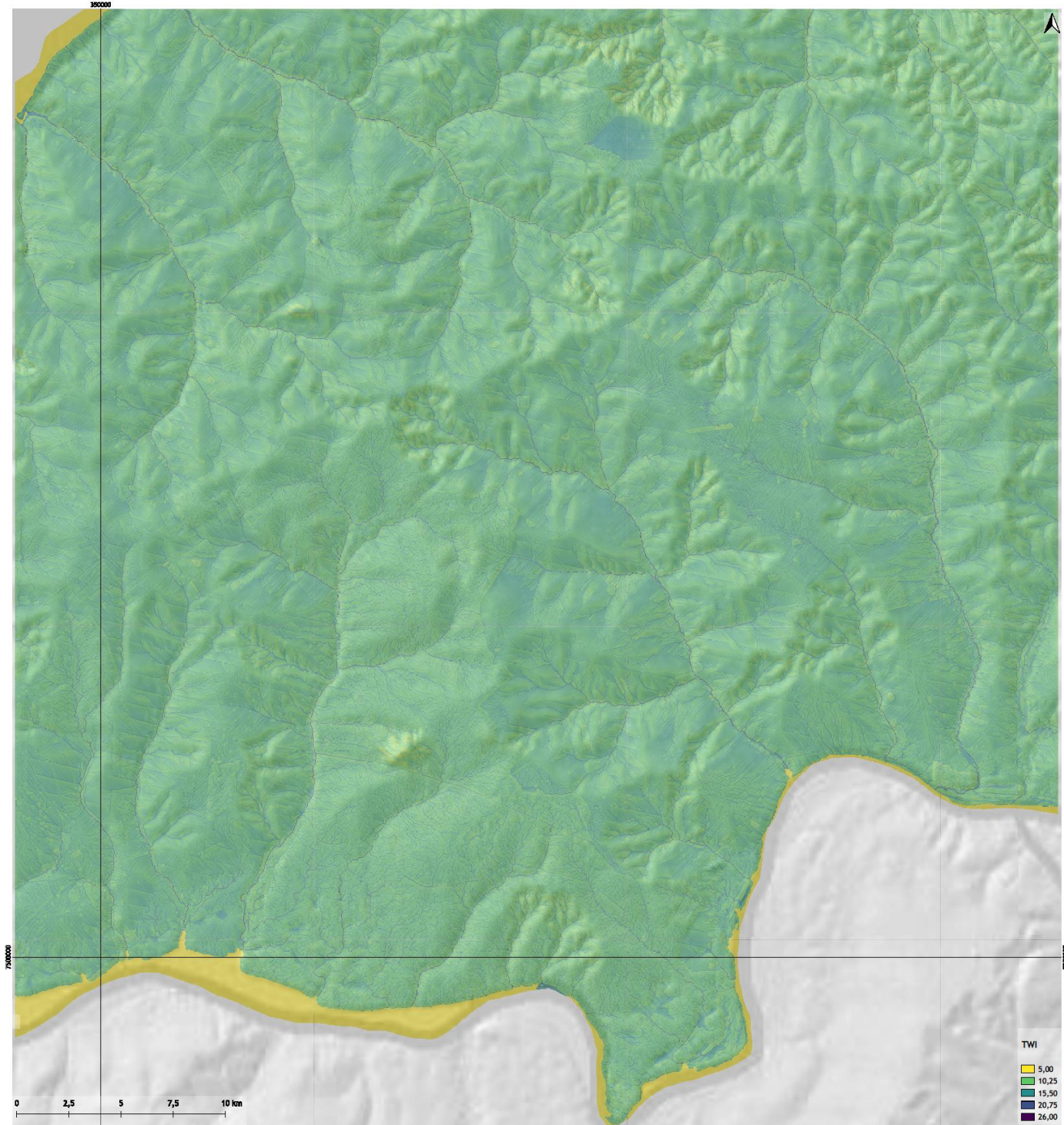
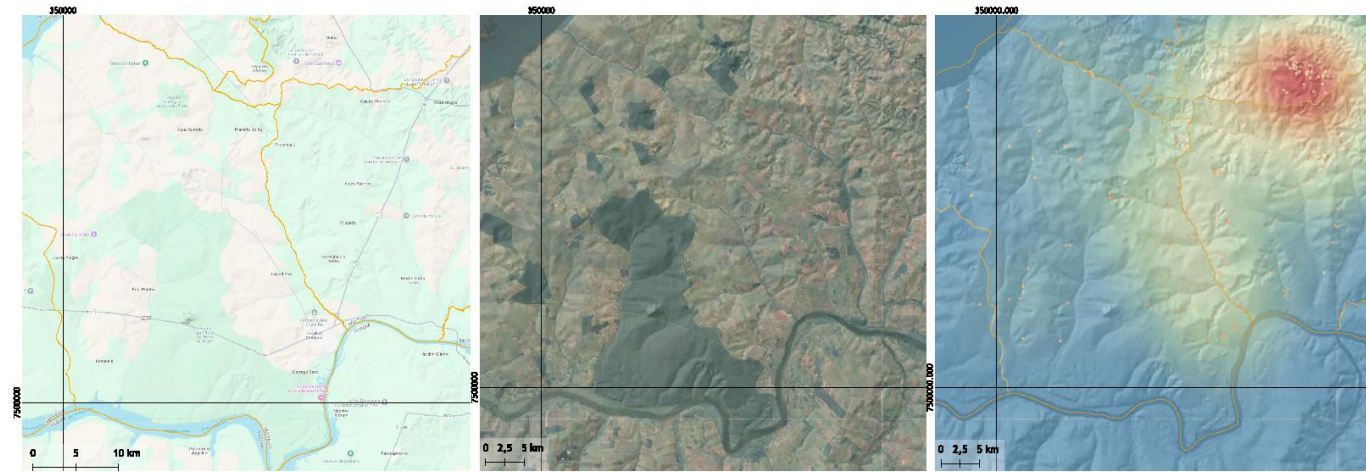
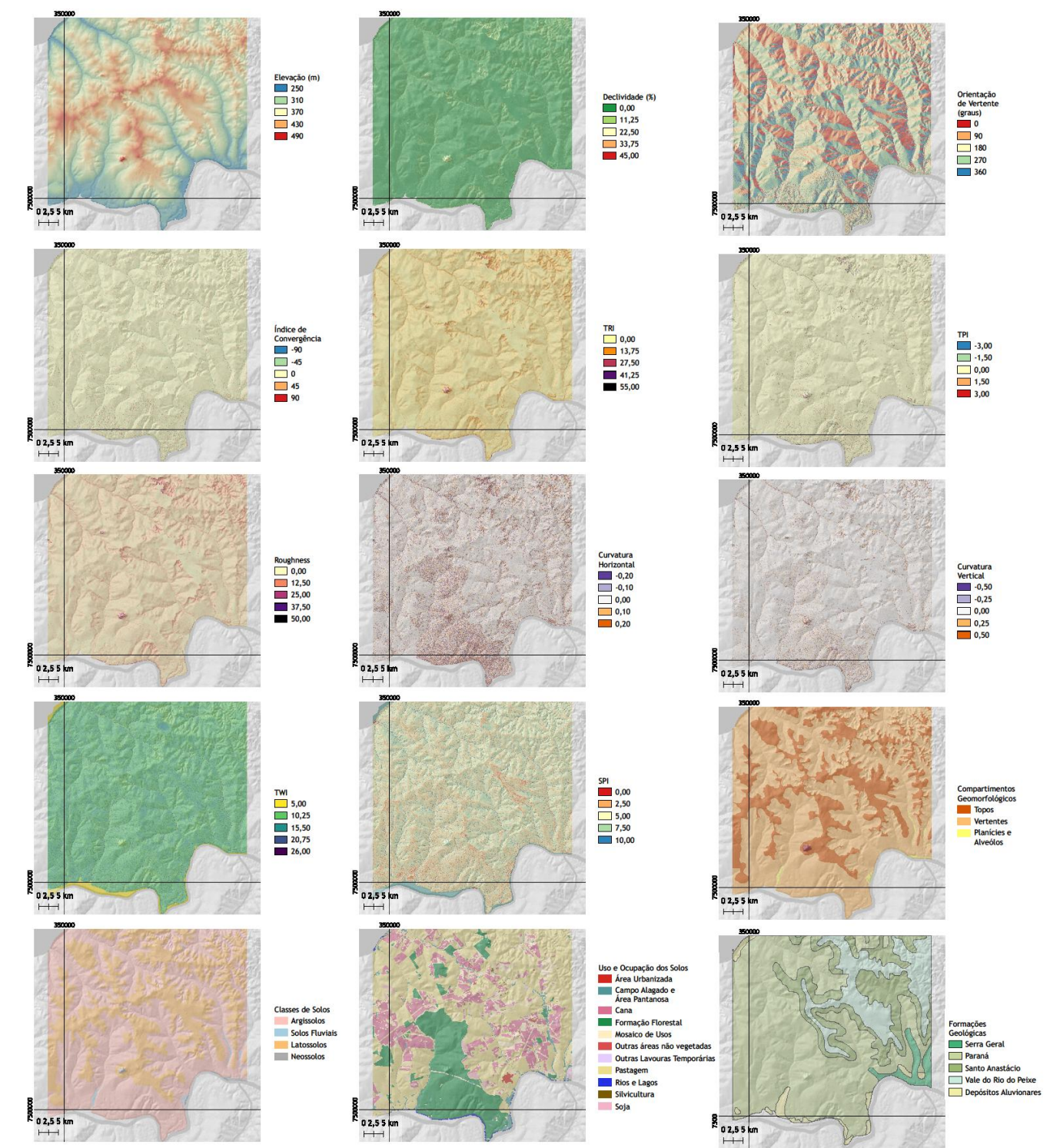


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

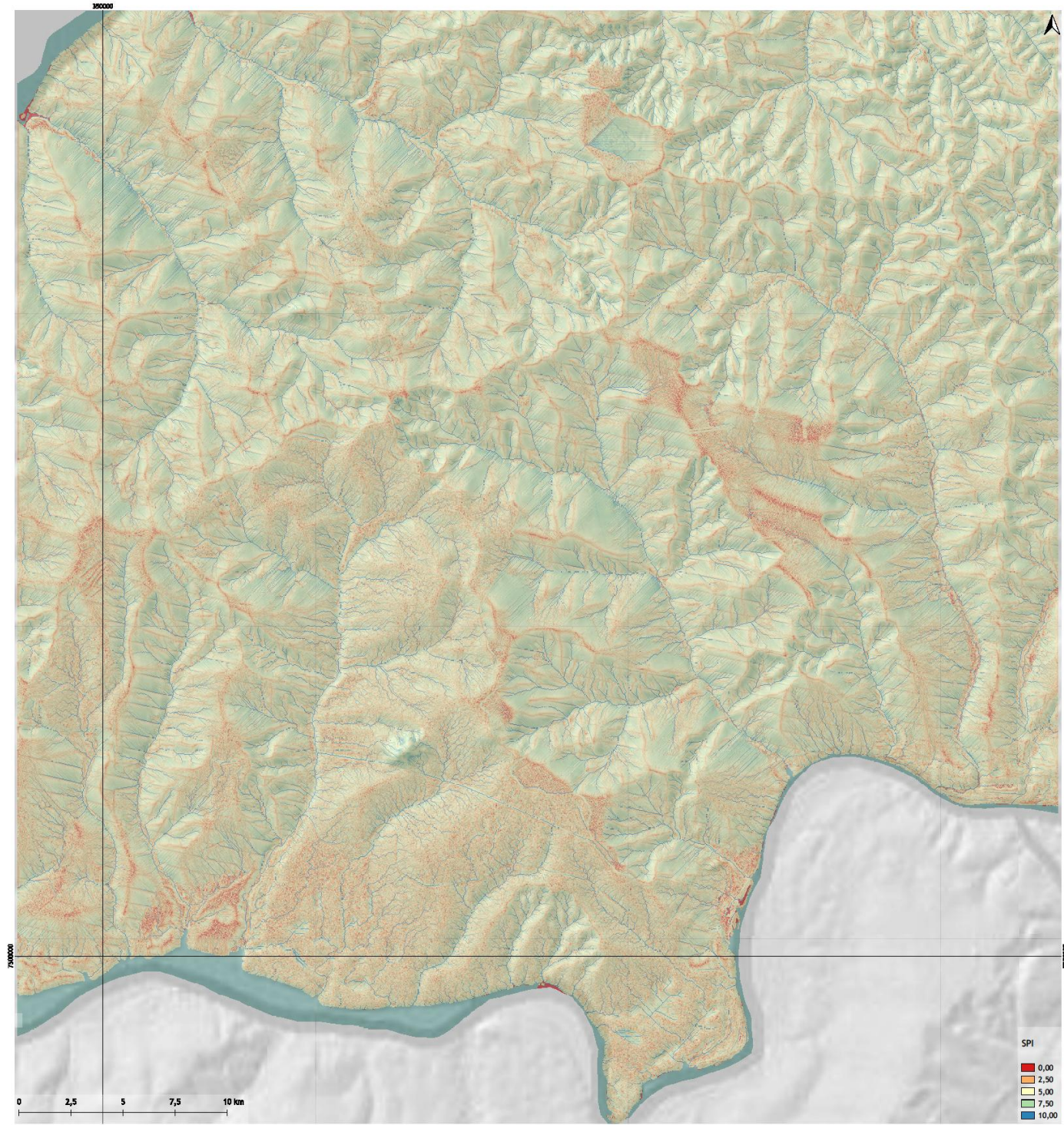
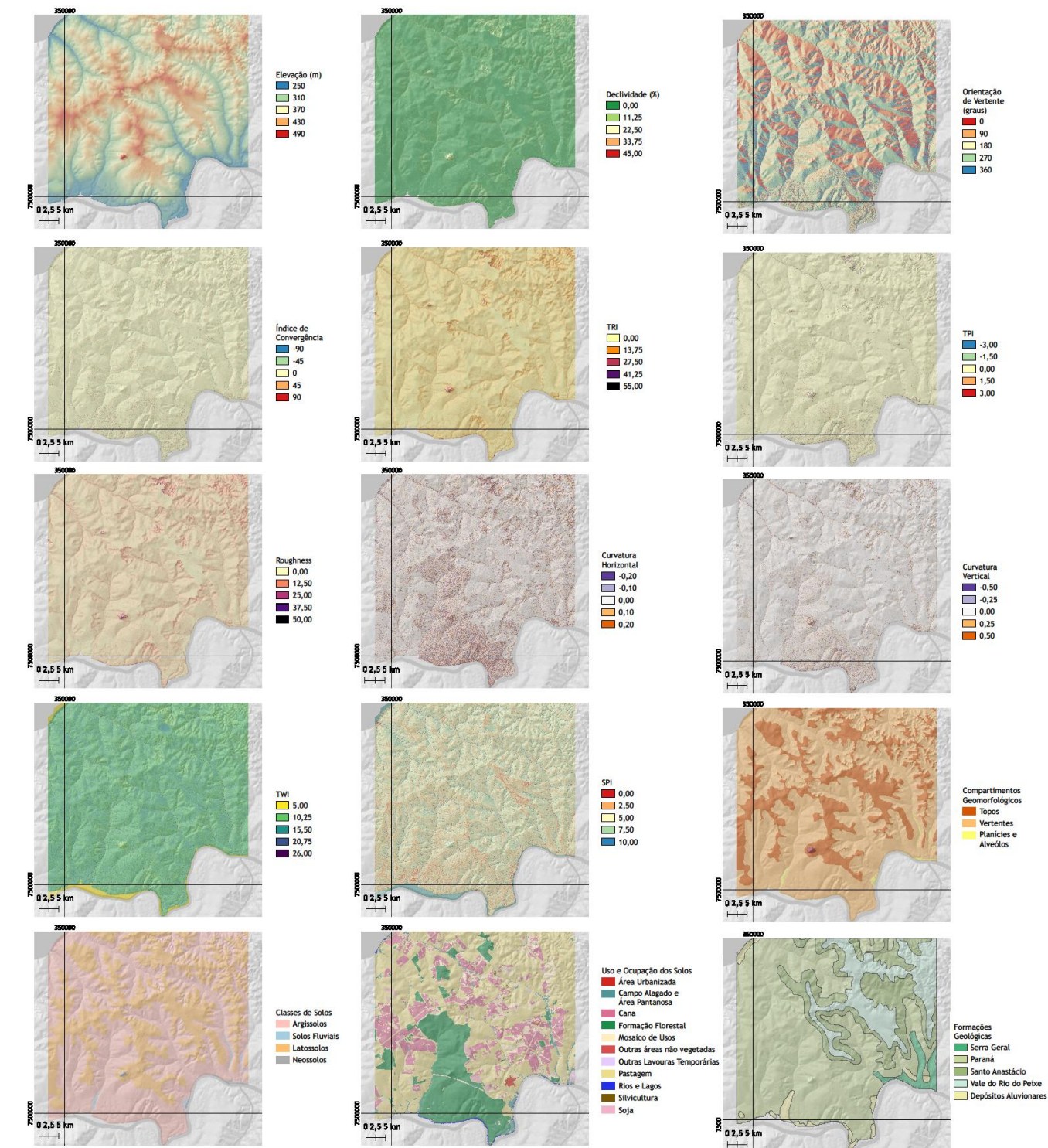
Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982
Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

unesp
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"SÓLO DE INDEPENDÊNCIA PAULISTA"
Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

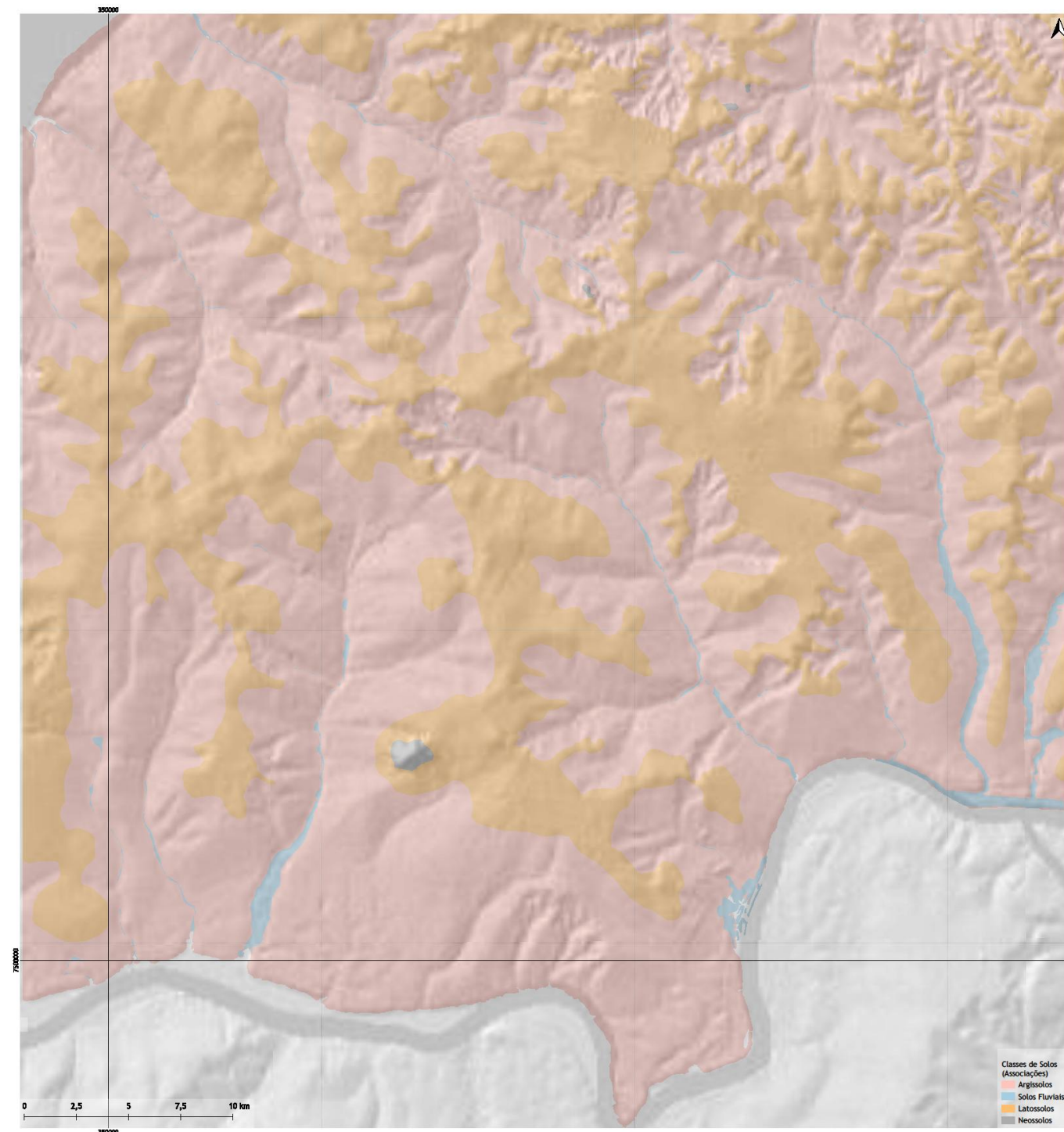
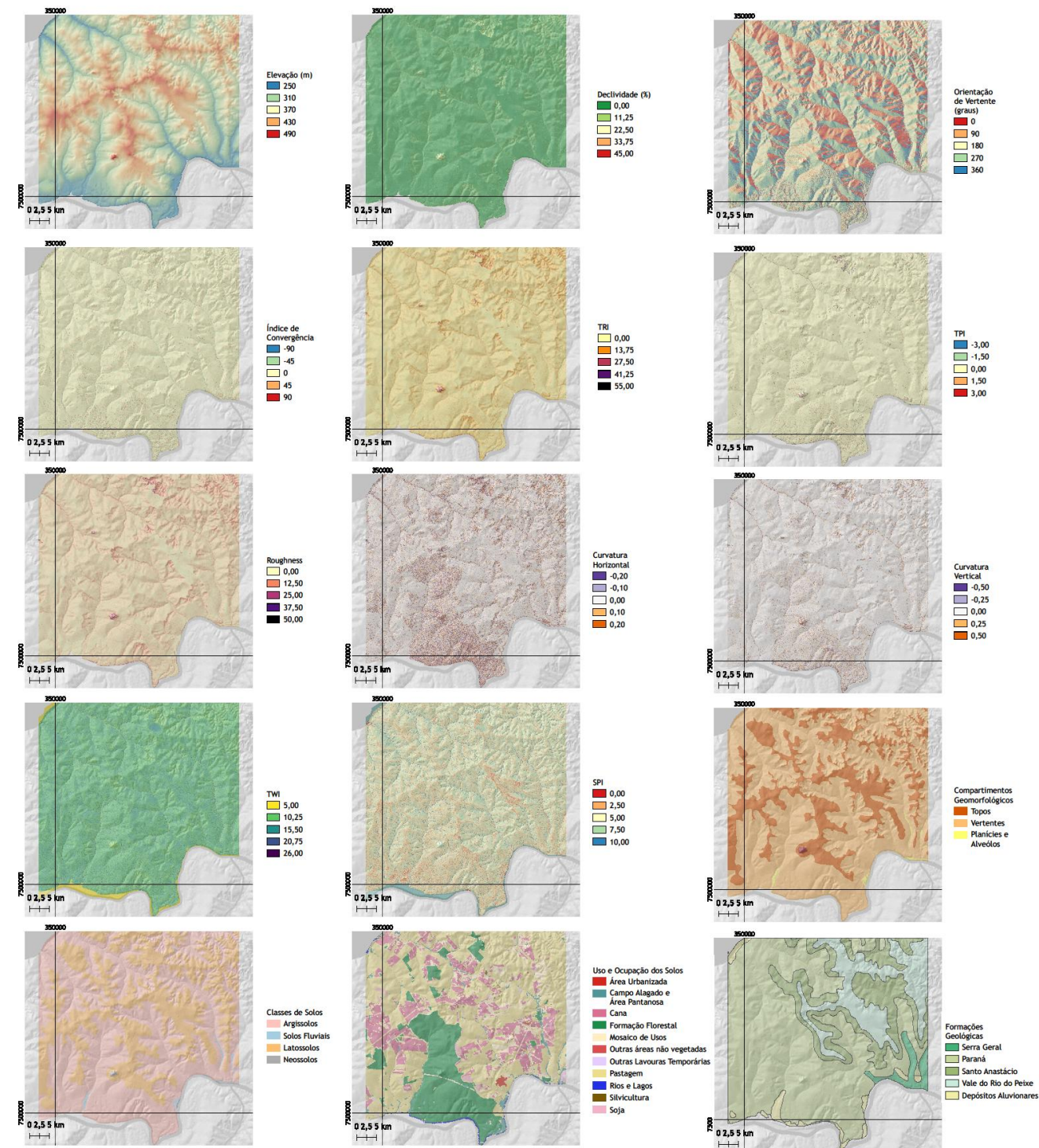


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomass (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

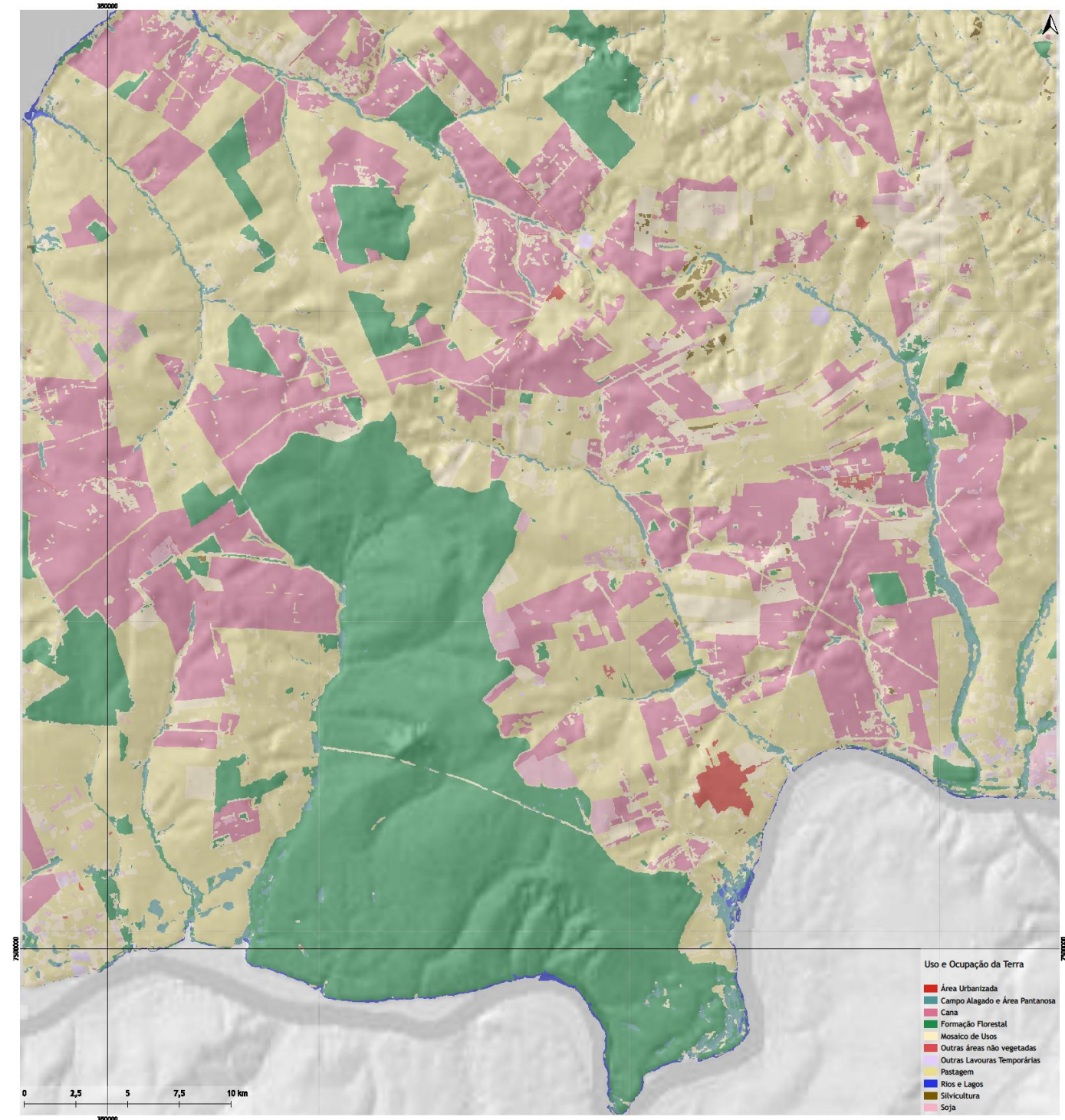
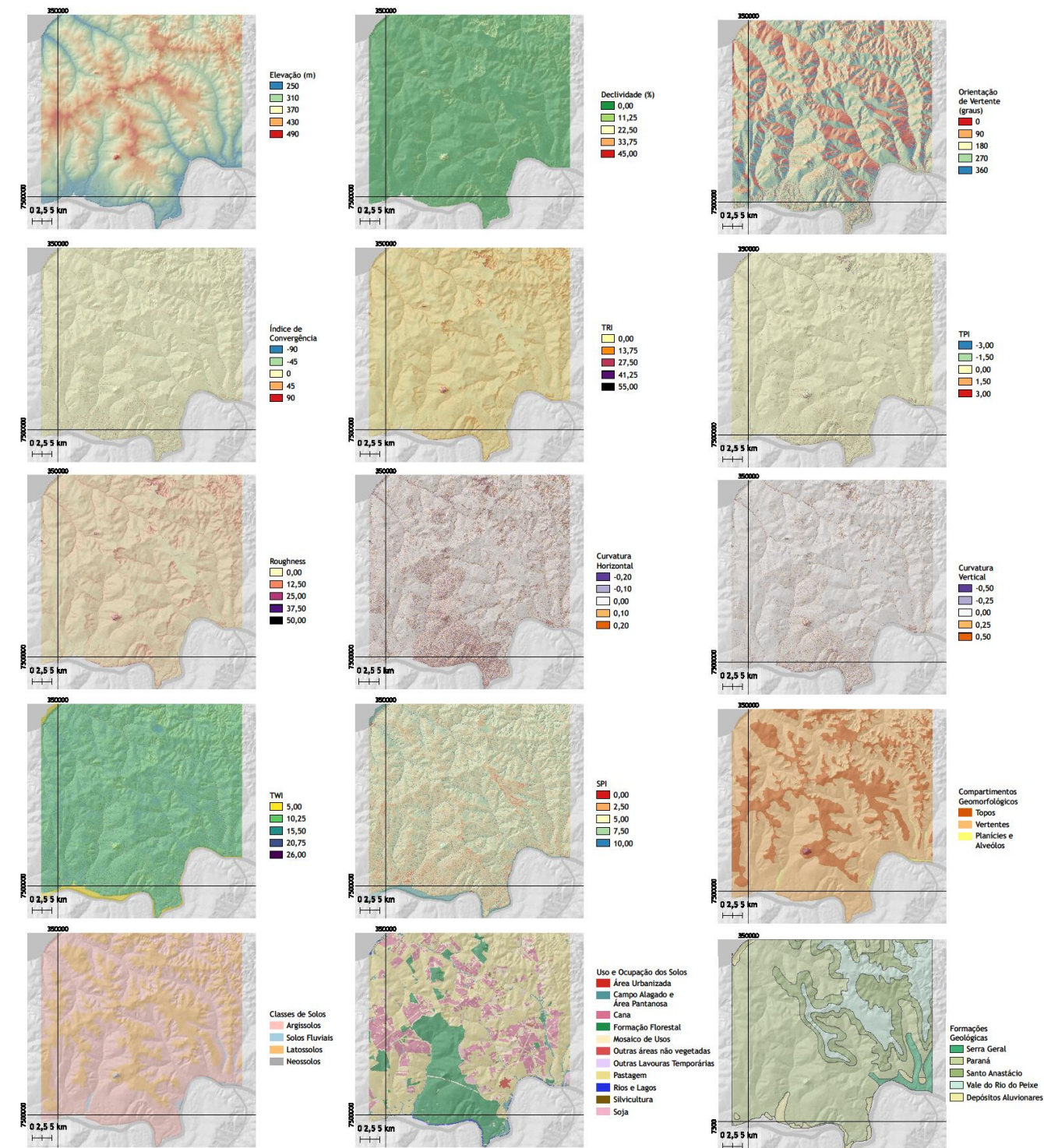


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros
Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomas (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)
Elaborado e organizado por Firmino (2025)

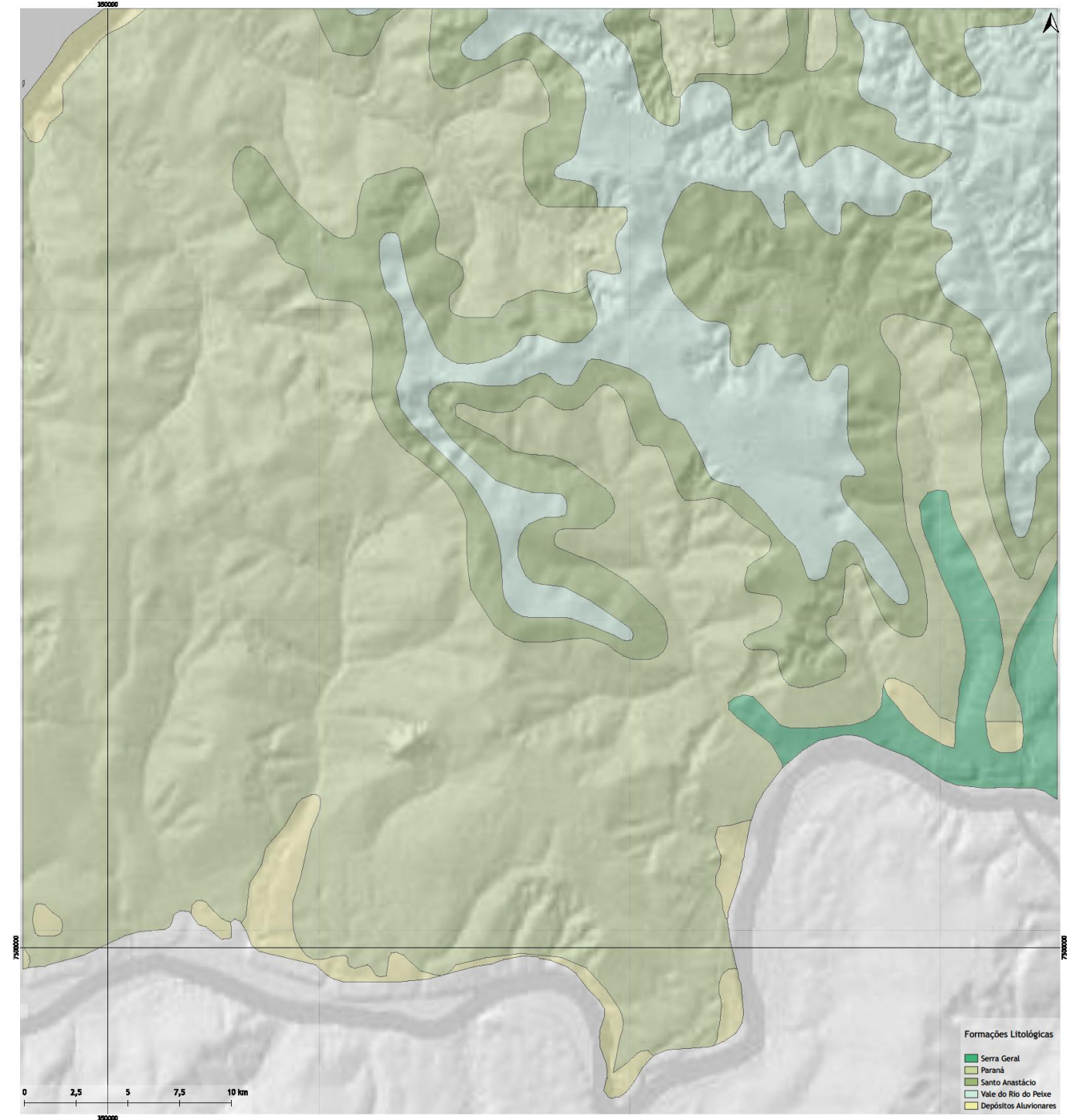
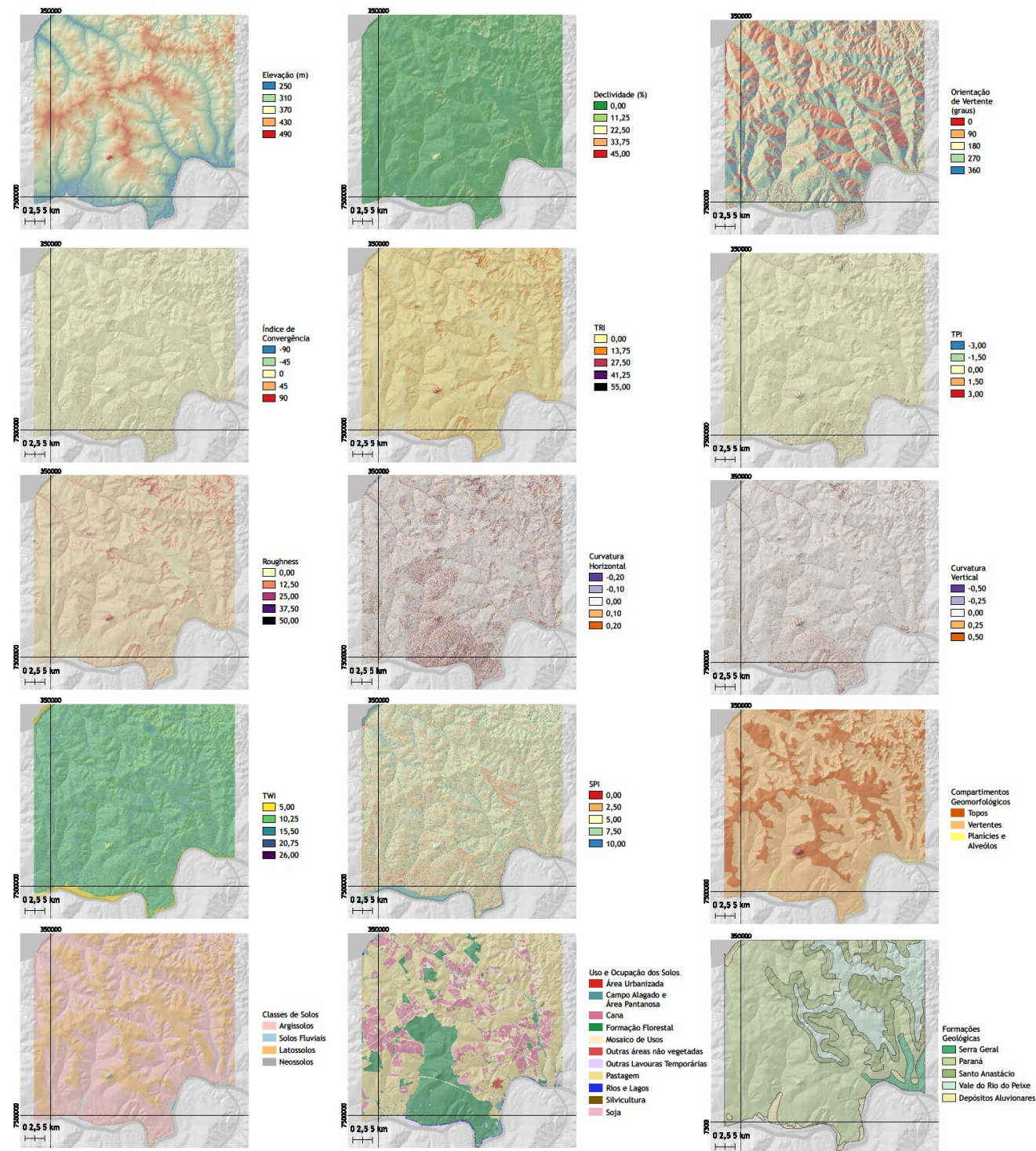


Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001





MAPEAMENTO DE SUSCETIBILIDADE ÀS EROSÕES LINEARES NO MUNICÍPIO DE TEODORO SAMPAIO (SP) E ADJACÊNCIAS POR MEIO DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

Projeção Universal Transversa de Mercator
Datum de Referência SIRGAS2000, Zona 22K
EPSG: 31982

Resolução Espacial CopDEM30: 30 metros

Fontes de dados: CopDEM30; MapBiomias (2022); IPT (2012); IBGE (2021); CPRM (2006); ESRI Shaded Relief (2025)

Elaborado e organizado por Firmino (2025)



Universidade Estadual Paulista
Faculdade de Ciências e Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Geografia



O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001

