



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
Campus de São José dos Campos
Instituto de Ciência e Tecnologia



UNIDADE DE PESQUISA DO
MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA,
INOVAÇÕES E COMUNICAÇÕES



CHEILA FLÁVIA DE PRAGA BAIÃO

**LIMIARES DE DESENCADEAMENTO DE
DESLIZAMENTOS EM ÁREAS DE RISCO DO MUNICÍPIO
DE PETRÓPOLIS, RJ**

CHEILA FLÁVIA DE PRAGA BAIÃO

**LIMIARES DE DESENCADEAMENTO DE
DESLIZAMENTOS EM ÁREAS DE RISCO DO MUNICÍPIO
DE PETRÓPOLIS, RJ**

Relatório Final de Pesquisa de Pós-doutorado
apresentado ao Instituto de Ciência e Tecnologia,
Universidade Estadual Paulista (UNESP), Campus
de São José dos Campos.

Área: Desastres Naturais. Linha de pesquisa:
Desastres associados a eventos extremos,
inundações e movimentos de massa.

Supervisor: Enner Herênio de Alcântara

.

CAPES - 88887.932268/2024-00

São José dos Campos

2026

SUMÁRIO

RESUMO	5
LISTA DE FIGURAS	6
LISTA DE TABELAS.....	7
LISTA DE ANEXOS.....	8
1 INTRODUÇÃO	9
2 OBJETIVOS	13
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	15
3.1 Área de estudo	15
3.2 Inventário de pontos de deslizamentos em Petrópolis.....	17
3.3 Caracterização e preparo de variáveis condicionantes	18
3.4 Modelagem do mapa de suscetibilidade a deslizamentos	22
3.4.1 Avaliação de reduncância, colinearidade e relevância das variáveis	23
3.4.2 Locais de predição e construção da grade espacial	24
3.4.3 Modelagem: Regressão Logística e MGWR.....	24
3.4.4 Avaliação de desempenho do modelo	27
4 RESULTADOS.....	27
4.1 Caracterização dos eventos de deslizamento e dos fatores condicionantes.....	27
4.2 Seleção dos fatores condicionantes de deslizamentos	31
4.3 Desempenho do MGWR e interpretação espacial dos coeficientes	35
4.4 Mapas de suscetibilidade a deslizamentos: evolução espaço-temporal (MGWR)	38
4.5 Influência dos fatores condicionantes nas classes de suscetibilidade.....	40
4.6 Distribuição das variáveis categóricas por classes de suscetibilidade.....	44
4.7 Avaliação do desempenho preditivo do modelo.....	46
5 DISCUSSÃO	48
5.1 Eficiência da Regressão Logística e da Regressão ponderada geográfica multiescalar. 48	
5.2 Variações espaço-temporais em suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis	50
5.3 Implicações das variáveis relacionadas ao uso do solo sobre a suscetibilidade a deslizamentos.....	52
5.4 Limitações e trabalhos futuros.....	54
6 ORIENTAÇÕES	58
6.1 Orientações: Iniciação Científica no Ensino Médio (IC Jr)	58
6.2 Orientações – Iniciação científica na Graduação	58

6.3 Colaborações técnico-científicas e redes de pesquisa	59
7 DISCIPLINAS MINISTRADAS.....	62
7.1 Disciplina Análise Espacial de Dados Ambientais – 1º semestre de 2025 (60h)	62
7.2 Disciplina Introdução ao Sensoriamento Remoto – 2º semestre 2025 (60h)	63
REFERÊNCIAS	65
ANEXOS	71

RESUMO

Este relatório sintetiza as principais etapas e resultados do estudo voltado à análise espaço-temporal da suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis (RJ), com base em registros de eventos entre 1985 e 2022. Foram integrados dados históricos de ocorrência e variáveis condicionantes ambientais e antrópicas para produzir mapas de suscetibilidade em anos com maior concentração de deslizamentos, permitindo avaliar a variabilidade espacial e os efeitos localizados dos fatores de controle.

A abordagem metodológica combinou Regressão Logística (LR) e Regressão Geograficamente Ponderada Multiescala (MGWR), viabilizando tanto a estimação global de associações quanto a identificação de padrões locais de influência. Entre as variáveis mais relevantes destacaram-se: litologia, uso e cobertura da terra (LULC), precipitação total (PRCPTOT), eventos extremos (R100), distância a rios, tipo de solo, aspecto, elevação e cobertura florestal. Litologia e LULC apresentaram as associações positivas mais fortes com a ocorrência de deslizamentos, enquanto cobertura florestal e elevação indicaram efeito protetivo.

O desempenho preditivo foi avaliado por métricas robustas, com AUC variando de 0,77 a 0,99 e acurácia entre 0,77 e 0,97, evidenciando consistência em diferentes recortes temporais. Os mapas indicaram tendência de aumento das áreas classificadas como “muito alta suscetibilidade” ao longo do período analisado, com destaque para setores urbanizados, reforçando a relevância da interação entre dinâmica de ocupação e condicionantes físicos.

Como produto, o relatório consolida um arcabouço técnico-científico aplicável ao suporte de políticas públicas, planejamento urbano e estratégias de redução de risco, ao explicitar fatores-chave e sua heterogeneidade espacial. Adicionalmente, os dados levantados e as metodologias implementadas constituem uma base reutilizável, capaz de subsidiar outros estudos — incluindo comparações interanuais, análises com cenários climáticos futuros, avaliação de medidas de mitigação e replicação em municípios com contextos geomorfológicos semelhantes.

Palavras-chave: Mapa de Suscetibilidade; Deslizamentos de Terra; MGWR.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Área de estudo de Petrópolis com: (a) localização geográfica, pontos de deslizamento e limites administrativos; (b) análise de <i>hotspots</i> e <i>coldspots</i> com intervalos de confiança; (c) eventos de deslizamentos ao longo do tempo (1985–2022); (d) classificação de uso e cobertura da terra (LULC) para 2022; (e) tipos e distribuição de solos; (f) rede de drenagem; (g) classes de declividade; (h) mapa de elevação; (i) tipos de litologia	16
Figura 2. Fluxograma metodológico de estudo	23
Figura 3. Distribuição de frequência de deslizamentos pelos fatores condicionantes estáticos analisados em Petrópolis 1985 até 2020	28
Figura 4: Distribuição de frequência de deslizamentos pelos fatores condicionantes dinâmicos analisados em Petrópolis de 1985 a 2020.....	30
Figura 5: Matriz de coeficientes de Correlação de Person Pearson's entre os fatores condicionantes de deslizamentos	32
Figura 6: Análise de importância dos fatores condicionantes de deslizamentos (LCF) por meio do algoritmo ReliefF em Petrópolis (1985–2022) e, adicionalmente, para anos individuais com o maior número de eventos de deslizamento no período	34
Figura 7: Resultados do MGWR para a suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis (1985–2022): coeficientes espaciais das variáveis explicativas (a–i) e diagnósticos de resíduos (j–l)	27
Figura 8: Mapas de suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis nos anos com maior número de ocorrências, com a distribuição de pontos de deslizamento e não deslizamento por classe de suscetibilidade, com base na modelagem MGWR. Os gráficos de barras indicam o número de células (250 m × 250 m) por classe de suscetibilidade no total da área (13.112 células)	40
Figura 9: Boxplots dos coeficientes dos fatores condicionantes de deslizamentos (LCF) estimados pelo modelo MGWR na área de maior suscetibilidade de Petrópolis, ao longo dos anos com maior número de eventos	42
Figura 10: Boxplots mostrando a distribuição das variáveis preditoras contínuas ao longo dos anos analisados (1985, 1987, 1988, 2007, 2012, 2013 e 2022), agrupadas por níveis de probabilidade (MGWR). As diferenças estatísticas entre anos foram avaliadas pelo teste HSD de Tukey, com diferenças significativas destacadas (***) = $p < 0,005$).	44
Figura 11: Percentual de áreas por níveis de probabilidade de deslizamento estimados pela MGWR para variáveis categóricas, nos anos com maior número de eventos	46
Figura 12: Curvas ROC (<i>Receiver Operating Characteristic</i>) e valores de AUC (<i>Area Under the Curve</i>) dos modelos de suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis, para os anos com maior número de eventos	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Frequência mensal e anual de pontos de deslizamento (1985–2022) em Petrópolis (RJ)	18
Tabela 2 — Razão de Frequência (FR) das classes de variáveis categóricas associadas a eventos de deslizamento	31
Tabela 3: Análise de Multicolinearidade das variáveis utilizando <i>Variance Inflation Factor</i> (VIF) e Tolerância (TOL) em Petrópolis de 1985 a 2022	33
Tabela 4: Resultados da regressão logística para as variáveis associadas aos deslizamentos em Petrópolis de 1985 a 2022 (Pseudo R^2 0.64, Log-Likelihood = -312.24 and LL-Null = -868.50).	35
Tabela 5 – Bandas de distância e níveis de significância das variáveis explicativas no MGWR (Petrópolis, 1985–2022)	38
Tabela 6: Métricas de desempenho (Acurácia, Sensibilidade/Recall, Especificidade e Precisão) dos modelos de suscetibilidade a deslizamentos para os anos com maior número de eventos em Petrópolis	47

LISTA DE ANEXOS

Anexo A — Orientações (IC Jr): certificados/declarações de participação, apresentação e premiação.....	71
Anexo B — Apresentações, palestras e comunicação científica (comprovantes/certificados)	74
Anexo C – Bancas examinadoras	77
Anexo D — Produção técnica e difusão (mídia): comprovações (prints/capturas/links, quando aplicável).....	81
Anexo E — Produção bibliográfica (2024): primeira página dos artigos	82
Anexo F — Produção bibliográfica (2025): primeira página dos artigos	86

1 INTRODUÇÃO

Os deslizamentos de terra figuram entre os desastres mais destrutivos em escala global, resultando da interação entre processos naturais e vulnerabilidades induzidas pela ação humana, com perdas humanas, ambientais, sociais e econômicas expressivas (Froude & Petley, 2018). Na América Latina, constituem uma das principais causas de fatalidades associadas a desastres naturais (World Meteorological Organization [WMO], 2021). No Brasil, embora ocorram com menor frequência relativa em comparação a outros contextos, os deslizamentos se associam a impactos severos, com elevado número de mortes e danos materiais, concentrando-se sobretudo na região Sudeste, na qual o estado do Rio de Janeiro se destaca (de Azevedo Couto et al., 2023).

A variabilidade de precipitação no estado do Rio de Janeiro é fortemente modulada por sua topografia complexa e pela proximidade com o oceano, que influenciam sistemas meteorológicos de mesoescala, como as brisas de terra/mar e de vale/montanha (Luiz-Silva & Oscar-Júnior, 2022), além de sistemas convectivos de mesoescala (SCM). A região também é afetada por sistemas frontais (SF), pela Zona de Convergência do Atlântico Sul (ZCAS) e pela Alta Subtropical do Atlântico Sul (ASAS) (Correia Filho et al., 2021). A interação entre esses sistemas e o relevo regional favorece episódios de chuva extrema na primavera e no verão, especialmente na Região Serrana — área de planalto onde se localiza o município de Petrópolis (Lima et al., 2021).

Petrópolis, na Região Serrana do estado do Rio de Janeiro, reúne características físicas e antrópicas que condicionam a ocorrência de desastres associados a movimentos de massa e processos hidrológicos, como encostas íngremes, vales encaixados, contato solo-rocha abrupto e geologia marcada por intensa estruturação. Historicamente, a urbanização inicial desenvolveu-se alinhada à rede de drenagem natural, com vias paralelas aos rios (Fernandes et al., 2020), seguida por expansão urbana acelerada e ocupação de áreas de risco em morros de alta declividade (Guerra, 1995). Esse processo foi acompanhado por supressão de vegetação e transformação da paisagem, incluindo dinâmicas de desmatamento e regeneração/vegetação secundária no município (MapBiomas Project, 2023). Estimativas indicam que parcela relevante da população reside em áreas classificadas como de risco (Assis Dias et al., 2018), reforçando a importância de abordagens que integrem condicionantes físicos e antrópicos para compreender a suscetibilidade e subsidiar estratégias de redução de risco.

O histórico de desastres em Petrópolis é recorrente e remonta a registros de longa

duração. Entre 1940 e 1990, foram documentados 1.161 eventos catastróficos, quase 90% em áreas urbanizadas, e 526 mortes ao longo dos últimos 50 anos, sendo 300 delas nas duas últimas décadas (Guerra, 1995). Episódios recentes evidenciam a gravidade e a intensificação do impacto: em fevereiro de 1988, registraram-se 171 mortes e mais de 4.000 desalojados; em janeiro de 2011, 260 mm em 24 horas contribuíram para cerca de 900 mortes na Região Serrana (Rosi et al., 2019), incluindo 73 em Petrópolis (Marengo & Alves, 2012). Em fevereiro de 2022, 258 mm em três horas resultaram em 231 mortes, seguido por novo evento severo em março de 2022, com 415 mm em 10 horas e sete mortes adicionais (Alcântara et al., 2023). Esses desastres ilustram vulnerabilidades agravadas por relevo íngreme, urbanização não planejada e desmatamento (Netto et al., 2022; Oda et al., 2024; Torres et al., 2020), reforçando a necessidade de planejamento sustentável do uso do solo (Oda et al., 2024), preparação para desastres, sistemas robustos de alerta precoce e redução da vulnerabilidade social para mitigação de riscos futuros (Leal de Moraes, 2023).

No campo das estratégias de prevenção e redução de risco, o mapeamento de suscetibilidade a deslizamentos é instrumento central por permitir a identificação e a caracterização de áreas propensas à ocorrência, com aplicações diretas em alertas, ordenamento territorial e definição de medidas de mitigação (Alcântara et al., 2024; Goyes-Peñafiel & Hernandez-Rojas, 2021; Zhao et al., 2024). O avanço de geotecnologias — como Sistemas de Informações Geográficas (SIG), sensoriamento remoto, modelagem estatística e aprendizado de máquina — ampliou a capacidade de produção de mapas mais acurados e aplicáveis (Gu et al., 2022). Para que esses produtos sejam confiáveis e úteis, a literatura aponta a importância de integrar fatores condicionantes estáticos e dinâmicos (Fang et al., 2024). Fatores estáticos (por exemplo, litologia, solos, declividade e elevação) representam propriedades do meio físico e são amplamente utilizados para estimar categorias de suscetibilidade, enquanto fatores dinâmicos (como precipitação, cobertura florestal e mudanças de uso do solo) incorporam variações temporais essenciais para captar alterações de suscetibilidade ao longo do tempo (Fang et al., 2024; Gu et al., 2022; Mantovani et al., 2023; Moreno et al., 2024; Sabokbar et al., 2014; Schmaltz et al., 2017; Sur et al., 2021; Zhao et al., 2019, 2024).

Apesar do uso extensivo desses fatores, persistem desafios quanto à seleção das variáveis mais relevantes para cada área de estudo e quanto à integração de análises temporais. A influência das mudanças climáticas e da rápida urbanização intensifica os riscos de deslizamentos (Tyagi et al., 2023), tornando essencial investigar como diferentes fatores interagem no tempo e no espaço em estudos de suscetibilidade (Fang et al., 2024). Assim, ao

integrar um conjunto abrangente de fatores condicionantes — condicionado à disponibilidade de dados e às características da área de estudo — torna-se possível alcançar análises mais robustas da suscetibilidade a deslizamentos, com maior potencial de apoio à gestão do risco.

Do ponto de vista metodológico, a Regressão Logística (RL) permanece entre as abordagens mais empregadas na modelagem de suscetibilidade, pela simplicidade e interpretabilidade na relação entre variável dependente binária e múltiplos preditores (Lima et al., 2022; Shang et al., 2023). Entretanto, limitações relacionadas à incorporação explícita da variabilidade espacial motivaram a adoção de métodos geograficamente ponderados (Gu et al., 2022). A Regressão Geograficamente Ponderada (GWR) tem sido amplamente aplicada (Fang et al., 2024; Gu et al., 2022; Li et al., 2020; Zhao et al., 2024), mas opera em escala fixa, o que restringe a avaliação do alcance espacial (local, regional ou global) dos efeitos das variáveis (Lin et al., 2024). A extensão multiescala (MGWR) permite que cada variável atue em sua própria escala espacial, capturando heterogeneidades e aprofundando a interpretação de influências multiescalares sobre a suscetibilidade (Xu et al., 2024).

No caso de Petrópolis, a literatura tem abordado condicionantes específicos — como precipitação (Guerra Fardin et al., 2023; Torres et al., 2020), mudanças de uso do solo (Quevedo et al., 2023) e umidade do solo (Oda et al., 2024) — além de inventários, análises de distribuição espacial e exposição populacional (Assis Dias et al., 2018; Guerra, 1995; Nemirovsky et al., 2018) e métricas para avaliação de sistemas de alerta precoce (Leal de Moraes, 2023). Parte expressiva dos estudos recentes concentrou-se na caracterização dos eventos catastróficos de 2022 e seus gatilhos (Alcântara et al., 2023; Bertolozo et al., 2022; Blaudt et al., 2023; Netto et al., 2022; Ochi et al., 2022; Oda et al., 2024), e técnicas de aprendizado de máquina também foram aplicadas à suscetibilidade na região (Alcântara et al., 2025). Apesar desse acúmulo, persistem lacunas na compreensão de como fatores estáticos e dinâmicos interagem ao longo de diferentes escalas temporais e espaciais e na capacidade de modelos tradicionais capturarem variações espaciais com detalhamento suficiente para contextos urbanos complexos (Gu et al., 2022).

No âmbito do pós-doutorado intitulado “LIMIARES DE DESENCADEAMENTO DE DESLIZAMENTOS EM ÁREAS DE RISCO DO MUNICÍPIO DE PETRÓPOLIS, RJ”, a contextualização apresentada delimita o problema científico e aplicado enfrentado no trabalho: compreender como condicionantes físicos e antrópicos se associam, no tempo e no espaço, ao aumento da suscetibilidade e à intensificação de setores críticos no município. Essa base conceitual sustenta a estratégia metodológica adotada no projeto, apoiada em inventário

multitemporal e em modelagem espacial (RL, GWR e MGWR) para explicitar heterogeneidades, identificar fatores mais relevantes e reconhecer faixas de variação associadas ao incremento da suscetibilidade, fornecendo suporte técnico para discutir limiares no contexto municipal. A partir desse enquadramento, as seções seguintes apresentam os objetivos, os materiais e métodos, os resultados e a discussão à luz das evidências produzidas ao longo do período.

2 OBJETIVOS

Objetivo geral

Desenvolver um mapeamento detalhado, espacial e temporalmente explícito, da suscetibilidade a deslizamentos no município de Petrópolis (RJ), integrando fatores condicionantes estáticos (geológicos, pedológicos e topográficos) e dinâmicos (precipitação, uso e cobertura da terra e variáveis espectrais), de modo a identificar faixas críticas (limiares operacionais) associadas ao aumento da suscetibilidade e apoiar ações de gestão do risco.

Objetivos específicos

1. Compilar e qualificar o inventário de deslizamentos (1985–2022) para o município, com padronização de atributos e controle de consistência espacial/temporal.
2. Levantar, derivar e harmonizar variáveis condicionantes estáticas e dinâmicas adequadas ao contexto de Petrópolis, considerando bases públicas e processamento geoespacial (SIG e sensoriamento remoto).
3. Selecionar variáveis aplicáveis à área de estudo, incluindo análises exploratórias de correlação e multicolinearidade, e definição do conjunto final de preditores para modelagem.
4. Modelar a suscetibilidade a deslizamentos por meio de abordagem estatística multivariada, adotando Regressão Logística como base comparativa/interpretável e métodos de regressão espacial ponderada (GWR/MGWR) para capturar a heterogeneidade espacial e a escala de atuação de cada fator.
5. Validar e comparar o desempenho das modelagens com métricas quantitativas (por exemplo, AUC e métricas derivadas de matriz de confusão como acurácia, precisão e sensibilidade), assegurando consistência e interpretabilidade.
6. Caracterizar a distribuição espacial dos deslizamentos e a probabilidade por classes de suscetibilidade, identificando padrões de persistência e variações interanuais associadas aos fatores dinâmicos.

7. Avaliar a importância relativa dos fatores ao longo do tempo e no espaço, destacando a escala de influência (local/regional) e a variabilidade espacial dos coeficientes/efeitos.
8. Definir limiares (faixas críticas) para os principais fatores condicionantes, a partir da leitura conjunta dos resultados espaciais e temporais (classes e probabilidades), explicitando em que condições a suscetibilidade tende a se intensificar.
9. Sintetizar implicações para prevenção e mitigação, indicando como os produtos gerados (mapas e interpretação dos fatores/limiares) podem subsidiar planejamento territorial, redução de vulnerabilidades e estratégias de preparação e resposta a desastres no município.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Área de estudo

A área municipal de Petrópolis é de aproximadamente 791 km², com população em torno de 278,8 mil habitantes, dos quais cerca de um quarto reside em áreas de risco (Assis Dias et al., 2018). Em função da combinação de características geoclimáticas (Guerra, 1995; Guerra et al., 2007) e do histórico de desastres hidrológicos (Alcântara et al., 2023; Brasil, 2024), Petrópolis integra o conjunto de municípios monitorados pelo CEMADEN (Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais).

Do ponto de vista geológico, o município se insere no Complexo Rio Negro, de origem paleoproterozoica, composto principalmente por migmatitos e granitóides, com rochas fortemente foliadas, cortadas por grandes zonas de cisalhamento dúctil e intensamente compartimentadas por fraturas e falhas de escala regional. A rede de drenagem é fortemente influenciada por estruturas rúptis regionais, desempenhando papel relevante na sua organização e no padrão do relevo, com morros alongados separando vales (Alcântara et al., 2023). Esse conjunto de características favorece a ocorrência de movimentos de massa, com destaque para deslizamentos rasos e fluxos de detritos.

No âmbito do planejamento e da gestão do risco, o Plano Municipal de Redução de Riscos (PMRR) lista 234 locais classificados como de risco alto ou muito alto para deslizamentos, enchentes e inundações, correspondendo a uma área crítica equivalente a 18% do território municipal (Petrópolis, 2015). Administrativamente, Petrópolis é dividido em cinco distritos — Petrópolis (1º), Cascatinha (2º), Itaipava (3º), Pedro do Rio (4º) e Posse (5º) —, com maior concentração de ocorrências no 1º distrito (Nemirovsky et al., 2018).

A Figura 1 apresenta a área de estudo, destacando a distribuição de deslizamentos (a–c) e exemplos de variáveis dinâmicas e estáticas consideradas como fatores condicionantes (d–i). A Figura 1b inclui a análise de hotspots e coldspots de ocorrências de deslizamentos, gerada pela estatística Getis-Ord Gi* no ArcGIS Pro, que identifica agrupamentos estatisticamente significativos de valores altos e baixos e permite reconhecer padrões espaciais na distribuição dos eventos. Para essa análise, foram adotados 250 m de resolução e 2.500 m como tamanho de vizinhança, indicando maior concentração de hotspots na porção sul da área de estudo.

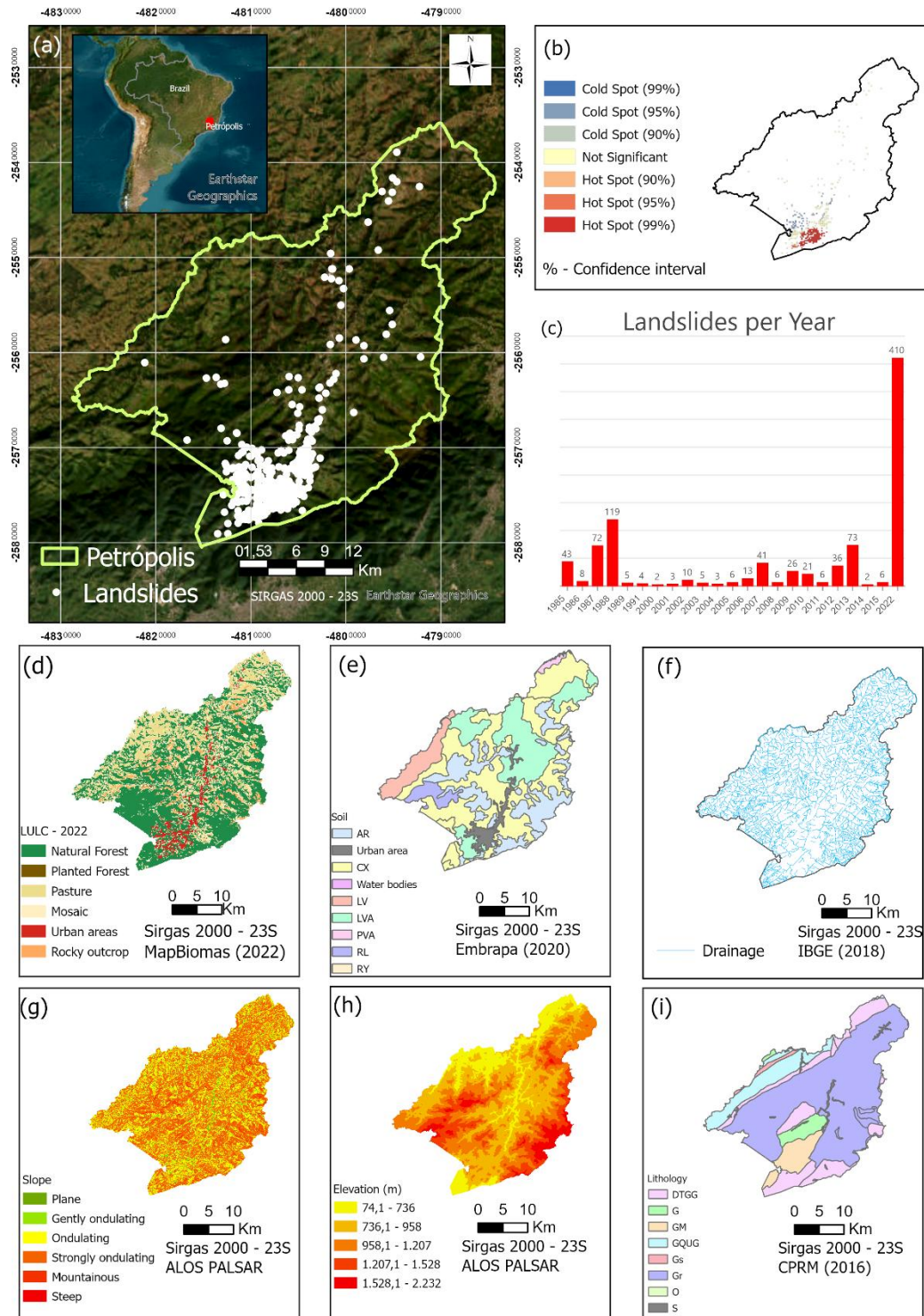


Figura 1: Área de estudo de Petrópolis com: (a) localização geográfica, pontos de deslizamento e limites administrativos; (b) análise de *hotspots* e *coldspots* com intervalos de confiança; (c) eventos de deslizamentos ao longo do tempo (1985–2022); (d) classificação de uso e cobertura da terra (LULC) para 2022; (e) tipos e distribuição de solos; (f) rede de drenagem; (g) classes de declividade; (h) mapa de elevação; (i) tipos de litologia.

Fonte: BAIÃO *et al.*, 2025.

3.2 Inventário de pontos de deslizamentos em Petrópolis

O mapa de inventário de deslizamentos constitui insumo fundamental para o mapeamento de suscetibilidade, por registrar a localização de ocorrências pretéritas e permitir a calibração e a validação dos modelos. Neste trabalho, as localizações de deslizamentos foram obtidas a partir do inventário organizado por Neves (2017), com registros até 2015, disponibilizados em formato de pontos, acompanhados das datas específicas de cada ocorrência. Segundo Neves (2017), os dados foram sistematizados e geocodificados a partir de ocorrências catalogadas pelo Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (IPT) e pelo Laboratório de Cartografia da Universidade Federal do Rio de Janeiro (GEOCART), com base em publicações em periódicos/boletins municipais.

Esse conjunto de informações foi complementado com registros da Defesa Civil de Petrópolis para o período de 2013 a 2022, fornecidos em formato poligonal; para integração ao inventário, foram extraídos os centróides dos polígonos e convertidos em pontos. Esses registros incluíram não apenas incidentes de deslizamentos, mas também situações de emergência e de calamidade pública, ampliando a representação de condições críticas associadas ao risco. Para 2022, não havia detalhamento por mês, sendo possível apenas identificar que as ocorrências se concentraram entre fevereiro e março.

Com a integração das fontes, o período de 1985 a 2022 totalizou 920 pontos de amostras de deslizamento distribuídos no município conforme descritos na Tabela 1. Para a construção do conjunto de dados de não deslizamento, foram gerados buffers de 1.000 m ao redor de cada ponto de deslizamento; esses buffers foram dissolvidos por ano e utilizados como máscara espacial para amostragem aleatória de pontos de não ocorrência, mantendo número igual de pontos por mês e por ano. Para fins de predição, as amostras de deslizamento foram rotuladas como “1”, enquanto as amostras de não deslizamento foram rotuladas como “0”.

Os dados de deslizamento e não deslizamento foram integrados em um arquivo único nomeado “landslide dataset” e, na sequência, particionados aleatoriamente em dois subconjuntos: 70% das amostras foram utilizadas para treinamento dos modelos, e os 30% restantes foram reservados para validação, conforme procedimento adotado na literatura (Zhao et al., 2024).

Tabela 1: Frequência mensal e anual de pontos de deslizamento (1985–2022) em Petrópolis (RJ)

Ano \ Mês	1985	1986	1987	1988	1989	1991	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2022
Jan	41		16	4		4	2		9	5	2	6		34	6			2	33				
Feb			1	79	3				1												2	6	
Mar	1	2																	2	67			409
Apr		1	1								1						12	4					
May			1											7									
Jun					2																		
Oct																				7			
Nov	1		14	30									12			7							
Dec		5	39	6				3					1			19	9		1				
Total	43	8	72	119	5	4	2	3	10	5	3	6	13	41	6	26	21	6	36	74	2	6	409

Fonte: Adaptado de Baião et al. (2025), com dados de NEVES (2017) e Defesa Civil de Petrópolis

3.3 Caracterização e preparo de variáveis condicionantes

Os métodos de mapeamento de suscetibilidade a deslizamentos avaliam relações espaciais entre ocorrências pretéritas e um conjunto de variáveis ambientais e antrópicas (Fang et al., 2024; Gu et al., 2022; Zhao et al., 2019, 2024). Para a definição das variáveis condicionantes, foi realizada revisão sistemática da literatura pertinente, com ênfase em estudos recentes e em aplicações em ambientes montanhosos e/ou urbanizados (Alcântara et al., 2024; Fang et al., 2024; Gu et al., 2022; Mantovani et al., 2023; Moreno et al., 2024; Sabokbar et al., 2014; Schmaltz et al., 2017; Sur et al., 2021; Zhao et al., 2019, 2024). As variáveis selecionadas abrangem categorias topográficas, pedológicas, geológicas, hidrológicas e de uso e cobertura da terra, combinando componentes de natureza estática (pouco variáveis em escalas temporais curtas) e dinâmica (com variação temporal relevante), de modo a representar tanto predisposições do terreno quanto mudanças associadas a clima e ocupação do solo (Fang et al., 2024; Moreno et al., 2024).

Os dados foram obtidos de repositórios oficiais e produtos consolidados, e preparados por rotinas de geoprocessamento e sensoriamento remoto. O processamento incluiu derivação a partir de modelos digitais de elevação, geração de distâncias euclidianas, padronização espacial e extração de valores em pontos, utilizando principalmente ArcGIS/ArcGIS Pro, SAGA GIS e Google Earth Engine (GEE). O Quadro 1 sintetiza as variáveis empregadas, sua natureza (estática/dinâmica), a representação adotada, as fontes de dados e os principais procedimentos de processamento.

Quadro 1: Variáveis condicionantes utilizadas no mapeamento de suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis (RJ)

Categoria	Variável	Natureza	Representação / descrição operacional	Fonte de dados (base)	Principais procedimentos e ferramentas	Resolução / escala (quando aplicável)
Topográfica	Elevação	Estática	Altitude (m), associada a gradientes microclimáticos, cobertura vegetal e processos erosivos (ZHAO <i>et al.</i> , 2024).	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Derivação no ArcGIS/ArcGIS Pro	12,5 m
Topográfica	Declividade	Estática	Gradiente de encosta; maiores valores tendem a aumentar instabilidade por componente gravitacional (FANG <i>et al.</i> , 2024).	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Derivação no ArcGIS/ArcGIS Pro	12,5 m
Topográfica	Aspecto	Estática	Orientação da encosta; tratada como variável categórica e convertida por razão de frequência (FR).	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Derivação no ArcGIS/ArcGIS Pro; FR (ver Seção 4.3.1)	12,5 m
Topográfica	Curvatura (geral)	Estática	Curvatura do relevo, relacionada à concentração/dispensão do fluxo superficial.	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Derivação no ArcGIS/ArcGIS Pro	12,5 m
Topográfica	Curvatura em planta	Estática	Curvatura horizontal; indica convergência/divergência do fluxo ao longo da encosta.	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Derivação no ArcGIS/ArcGIS Pro	12,5 m
Topográfica	Curvatura em perfil	Estática	Curvatura vertical; influencia velocidade do escoamento e potencial erosivo.	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Derivação no ArcGIS/ArcGIS Pro	12,5 m

Hidrológica	Índice de umidade topográfica (TWI)	Estática	Proxy de potencial de acumulação de água e umidade do solo (MATTIVI <i>et al.</i> , 2019; ZHAO <i>et al.</i> , 2024).	MDE ALOS PALSAR (ASF)	Cálculo no SAGA GIS (método de MATTIVI <i>et al.</i> , 2019)	12,5 m
Hidrológica	Distância a rios	Estática	Distância euclidiana ao curso d'água mais próximo; proximidade pode elevar saturação/instabilidade (ZHAO <i>et al.</i> , 2024).	Hidrografia IBGE (RJ)	Distância euclidiana (ArcGIS/ArcGIS Pro)	1:25.000 (base)
Geológica	Litologia	Estática	Litotipos (7 grupos) tratados como variável categórica e convertidos por FR.	CPRM (2016)	Reclassificação/ FR; padronização espacial	1:100.000
Geológica	Distância a falhas/fraturas	Estática	Distância euclidiana a estruturas; menores distâncias podem indicar maior propensão a instabilidades (ZHAO <i>et al.</i> , 2024).	CPRM (2016)	Distância euclidiana (ArcGIS/ArcGIS Pro)	1:100.000 (base)
Pedológica	Tipo de solo	Estática	Classes de solo tratadas como variável categórica e convertidas por FR.	Fontes pedológicas regionais (CLEMENTE <i>et al.</i> , 2017; EMBRAPA SOLOS, 2020)	Harmonização e FR; padronização espacial	Conforme a base
Pedológica	Erodibilidade do solo	Estática	Escala de erodibilidade (muito baixa a muito alta); áreas urbanas preenchidas por vizinho mais próximo (ausência de dado).	Estudos regionais (AHMED, 2023; CLEMENTE <i>et al.</i> , 2017; EMBRAPA SOLOS, 2020)	Reclassificação e preenchimento por <i>nearest neighbor</i>	Conforme a base

Uso/cobertura da terra	Uso e cobertura da terra (LULC)	Dinâmica	Classes de cobertura tratadas como categóricas e convertidas por FR (p.ex., floresta, pastagem, áreas urbanas etc.).	MapBiomas (Coleção 8)	Extração por ano no GEE; FR; associação ao ano/mês do inventário	30 m
Uso/cobertura da terra	Cobertura florestal	Dinâmica	Percentual de cobertura florestal em janela local ao redor dos pontos.	MapBiomas (Coleção 8)	Cálculo em janelas (buffer 250×250 m) e extração por ano (GEE)	30 m
Uso/cobertura da terra	Perda florestal	Dinâmica	Percentual de perda florestal em relação ao ano anterior.	MapBiomas (Coleção 8)	Derivação temporal e extração por ano (GEE)	30 m
Uso/cobertura da terra	Expansão urbana (<i>urban sprawl</i>)	Dinâmica	Percentual de expansão urbana em relação ao ano anterior.	MapBiomas (Coleção 8)	Derivação temporal e extração por ano (GEE)	30 m
Vegetação	NDVI	Dinâmica	Média do NDVI antecedente (3 meses) por ocorrência; reduz efeito de nuvens e variabilidade intramensal (PETTORELLI <i>et al.</i> , 2005).	Série Landsat (SR)	Cálculo no GEE (médias mensais e janela antecedente)	30 m
Clima	PRECPTOT	Dinâmica	Precipitação total anual em dias chuvosos; representa aporte hídrico anual e potencial saturação.	CHIRPS diário	Cálculo no GEE (índices)	0,05°
Clima	R50	Dinâmica	Contagem anual de dias com precipitação ≥ 50 mm; proxy de chuva extrema.	CHIRPS diário	Cálculo no GEE (índices)	0,05°
Clima	R100	Dinâmica	Contagem anual de dias com precipitação ≥ 100 mm; proxy de extremos intensos.	CHIRPS diário	Cálculo no GEE (índices)	0,05°

Clima	PRCP_Month	Dinâmica	Precipitação mensal total em dias chuvosos no mês/ano do evento; captura sazonalidade.	CHIRPS diário	Cálculo no GEE (índices)	
-------	------------	----------	--	---------------	--------------------------	--

Fonte: Elaboração própria, com base em CPRM (2016), IBGE (2018), MapBiomias (Coleção 8), CHIRPS e literatura citada.

As variáveis litologia, tipo de solo, aspecto e classes de uso e cobertura da terra são variáveis não numéricas e, portanto, não podem ser escalonadas diretamente por métodos estatísticos convencionais. Para incorporar essas variáveis ao conjunto de preditores, foi empregada a abordagem de Razão de Frequência (FR), que quantifica a relação entre a ocorrência de deslizamentos e classes específicas, normalizando o número de eventos pela área de cada classe.

$$FR_i = \frac{N_i/N}{S_i/S}$$

Em que FR_i representa a razão de frequência para uma classe específica i , N_i é o número de eventos de deslizamentos nessa classe i , N é o número total de deslizamentos, S_i é a área dessa classe i , e S é a área total da região de estudo.

3.4 Modelagem do mapa de suscetibilidade a deslizamentos

O mapa de suscetibilidade a deslizamentos proposto neste relatório foi desenvolvido seguindo o fluxo metodológico sintetizado na Figura 2, que organiza, em sequência, a preparação do inventário e das variáveis condicionantes, a construção do conjunto de dados (treino/validação), a modelagem (Regressão Logística e MGWR), a geração de mapas anuais de suscetibilidade e a avaliação do desempenho.

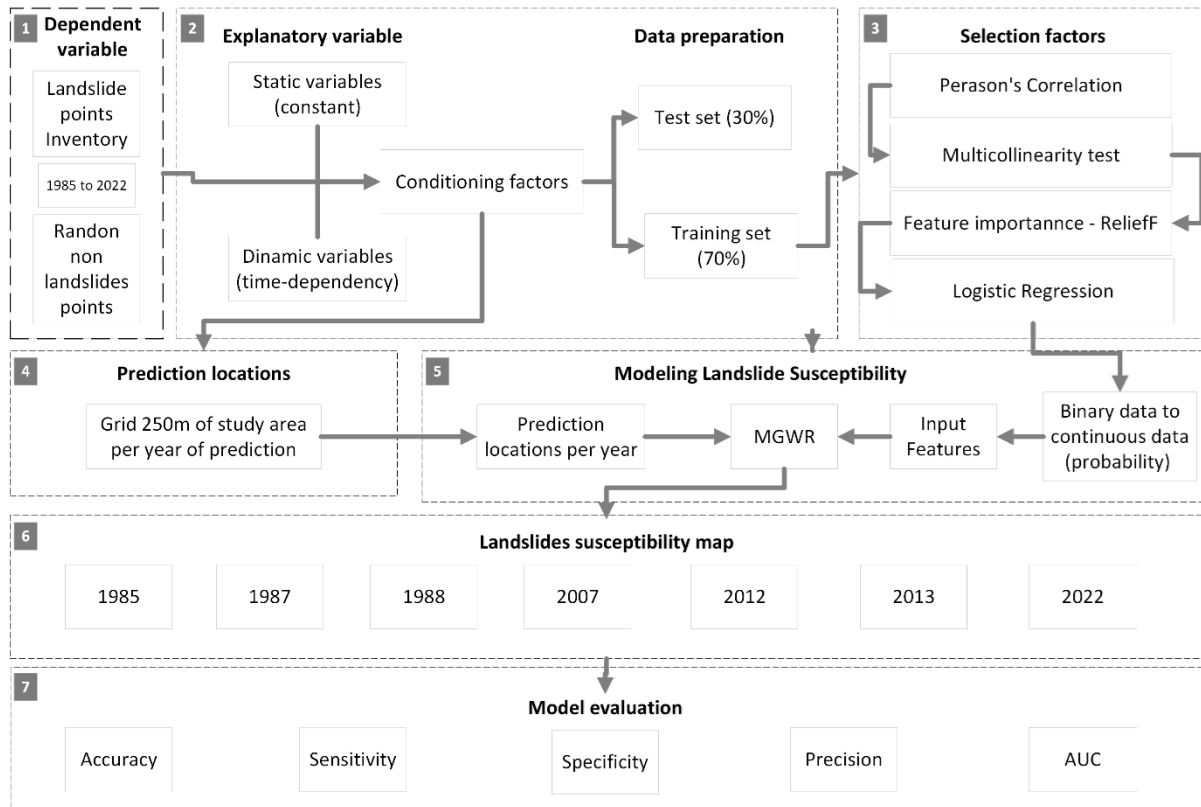


Figura 2. Fluxograma metodológico de estudo.

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

3.4.1 Avaliação de redundância, colinearidade e relevância das variáveis

Com o objetivo de reduzir redundâncias entre variáveis e aumentar a robustez do modelo, foram aplicados quatro procedimentos complementares: (i) correlação de Pearson, (ii) multicolinearidade por VIF e tolerância, (iii) importância de atributos por ReliefF e (iv) regressão logística.

Inicialmente, a correlação de Pearson foi calculada entre todas as variáveis contínuas para identificar pares com correlação elevada, uma vez que alta correlação pode introduzir ruído e reduzir o desempenho preditivo (Zhao et al., 2024). Variáveis com $|r| > 0,7$ foram consideradas redundantes e candidatas à exclusão. Na sequência, os dados foram padronizados (média zero e desvio padrão igual a 1) para garantir comparabilidade entre escalas e permitir a aplicação consistente das etapas seguintes.

Para avaliar multicolinearidade, foram calculados o variance inflation factor (VIF) e a tolerância (TOL), que medem o grau em que cada variável explicativa pode ser representada como combinação linear das demais (O'Brien, 2007). Foram adotados os limiares $VIF > 10$ e $TOL < 0,1$ como indicativos de colinearidade relevante, orientando a remoção de fatores com

multicolinearidade significativa (Li et al., 2020; Zhao et al., 2024).

Em seguida, a relevância relativa das variáveis foi estimada com o algoritmo ReliefF, empregado para quantificar a importância de atributos em problemas de classificação e regressão, considerando dependências condicionais entre variáveis (Skonja & Kononenko, 2003). Essa etapa foi implementada em Python com a biblioteca *skrebate* (Urbanowicz, 2024). Por fim, foi ajustado um modelo de regressão logística como ferramenta adicional para (i) testar a significância estatística das variáveis e (ii) obter uma base consistente de preditores para a etapa espacial multiescalar (Gu et al., 2022; Lima et al., 2022).

Essas etapas tiveram caráter de avaliação de redundância/colinearidade e de relevância estatística, e não de seleção automática, pois a decisão final considerou coerência com a literatura, disponibilidade e comportamento das variáveis no contexto municipal.

3.4.2 Locais de predição e construção da grade espacial

Para mapear a suscetibilidade em toda a área municipal, o polígono de Petrópolis foi dividido em uma grade regular de 250 m (ferramenta *Grid Index Features*, ArcGIS Pro). Em seguida, foram atribuídos valores de variáveis a cada célula, mantendo o mesmo procedimento adotado no conjunto de dados de deslizamento/não deslizamento.

Para variáveis estáticas, os valores foram atribuídos com base no centro da célula. Para variáveis dinâmicas, foram adotados procedimentos específicos: (i) cobertura florestal calculada como percentual na célula; (ii) variáveis de precipitação agregadas por média conforme o índice; e (iii) classes de uso e cobertura da terra (LULC) atribuídas pelo valor mais frequente (moda) dentro da célula. Para classes categóricas que não estavam presentes no conjunto de treino (isto é, classes sem registro de evento e, portanto, sem FR estimado), o valor de FR foi fixado em zero, de modo a permitir a aplicação homogênea do modelo.

Os dados de predição foram padronizados com os mesmos parâmetros empregados no conjunto de dados de deslizamentos antes de serem submetidos ao modelo MGWR. Foram gerados sete arquivos de predição correspondentes aos anos com maior número de ocorrências no inventário: 1985, 1987, 1988, 2007, 2012, 2013 e 2022.

3.4.3 Modelagem: Regressão Logística e MGWR

A modelagem foi organizada em duas etapas integradas: (i) regressão logística (RL) e (ii) regressão geograficamente ponderada multiescalar (MGWR). Essa estratégia foi adotada

porque a RL fornece estimativas probabilísticas e testes de significância dos preditores, enquanto a MGWR permite representar explicitamente a heterogeneidade espacial das relações entre fatores condicionantes e suscetibilidade, aspecto central em áreas montanhosas e urbanizadas (Gu et al., 2022).

Na regressão logística, a variável dependente representa a presença (1) e a ausência (0) de deslizamento. O modelo estima a probabilidade de ocorrência por meio da função logit, permitindo relacionar simultaneamente múltiplos condicionantes ao desfecho binário (Lima et al., 2022; Zhao et al., 2019). A formulação geral é dada por:

$$\text{logit}(P) = \ln \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_n x_n \quad (\text{Equação 1})$$

A partir do logit, a probabilidade é obtida por:

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_n x_n)}{1 + \exp(\alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_n x_n)} \quad (\text{Equação 2})$$

Em que x_i representa cada variável condicionante e β_i os coeficientes associados. A Regressão Logística foi ajustada em Python com o pacote statsmodels, utilizando máxima verossimilhança (Seabold & Perktold, 2010). Além de apoiar a triagem final de significância estatística, a RL foi utilizada para gerar a probabilidade estimada em cada ponto do conjunto de dados, convertendo a resposta binária em uma variável contínua. Essa conversão é necessária porque a etapa seguinte (MGWR) requer uma variável dependente contínua.

Apesar de produzir probabilidades e ser interpretável, a RL não representa explicitamente a heterogeneidade espacial na relação entre variáveis e deslizamentos (Gu et al., 2022). Para lidar com essa limitação, foi aplicada a MGWR, extensão da GWR que permite que cada variável opere em sua própria escala espacial, por meio de larguras de banda (bandwidths) específicas por preditor (Xu et al., 2024). Em termos conceituais, a MGWR estima parâmetros locais a partir de ponderação espacial (kernel), atribuindo maior peso a observações próximas e menor peso a observações distantes, e, adicionalmente, ajusta bandwidths distintos por variável — capturando simultaneamente controles mais locais (bandwidth menor) e mais regionais/globais (bandwidth maior). A forma geral do modelo pode ser representada por:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{j=1}^m \beta_{bjw}(u_i, v_i)x_{ij} + \varepsilon_i, i \quad (\text{Equação 3})$$

Em que y_i é a probabilidade no ponto i ; (u_i, v_i) são as coordenadas; β_0 é o intercepto local; β_{bjw} representa o coeficiente local da variável j estimado com sua largura de banda específica; x_{ij} é o valor da variável j no ponto i ; e ε_i é o erro.

A MGWR foi executada em ArcGIS Pro, utilizando: vizinhança por faixa de distância, método de seleção golden search, previsões robustas e esquema de ponderação local bisquare; os demais parâmetros foram mantidos como padrão. O modelo foi executado sete vezes, variando apenas o arquivo de predição anual, para representar diferenças temporais nas variáveis dinâmicas.

Para a predição espacial, o município foi discretizado em uma grade de 250 m, e as variáveis foram atribuídas às células segundo regras consistentes com a preparação do conjunto amostral. Variáveis estáticas foram associadas ao centroide da célula. Variáveis dinâmicas foram agregadas conforme sua natureza (por exemplo, médias/percentuais por célula e atribuição de classe modal para LULC). Considerando a dimensão temporal das variáveis dinâmicas, foram preparados arquivos de predição específicos para os anos com maior número de ocorrências, permitindo mapear a suscetibilidade de forma comparável entre diferentes momentos.

As saídas da MGWR incluem: (i) coeficientes locais por variável, permitindo representar a heterogeneidade espacial dos condicionantes; (ii) medidas associadas ao ajuste, como resíduos (incluindo resíduos padronizados) e informações de significância; e (iii) a superfície predita de probabilidade na grade, utilizada para compor os mapas de suscetibilidade. As probabilidades foram classificadas em cinco classes (muito baixa, baixa, moderada, alta e muito alta) pelo método Natural Breaks (Jenks).

Por fim, no contexto do projeto “Limiares de Desencadeamento de Deslizamentos em Áreas de Risco do Município de Petrópolis, RJ”, a MGWR foi essencial para operacionalizar a discussão de “limiares” de duas formas: (a) ao evidenciar faixas de valores de condicionantes associadas ao incremento da probabilidade (a partir da leitura conjunta da probabilidade predita e da distribuição dos condicionantes), e (b) ao mostrar que a relevância e o sinal dos efeitos variam no espaço, evitando interpretações homogêneas para todo o município e favorecendo uma leitura territorialmente orientada.

3.4.4 Avaliação de desempenho do modelo

O desempenho foi avaliado por métricas derivadas da matriz de confusão e pela área sob a curva ROC (AUC-ROC). As predições foram comparadas com pontos de deslizamento (classe 1) e não deslizamento (classe 0), e foram calculadas: acurácia, sensibilidade (recall), especificidade e precisão (Zhao *et al.*, 2024), conforme:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (Equação 4)$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (Equação 5)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (Equação 6)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (Equação 7)$$

Em que TP (verdadeiros positivos) é o número de pontos de deslizamento corretamente classificados; TN (verdadeiros negativos) é o número de pontos de não deslizamento corretamente classificados; FP (falsos positivos) são não deslizamentos classificados como deslizamento; e FN (falsos negativos) são deslizamentos classificados como não deslizamento.

A AUC-ROC foi utilizada como medida global da capacidade de discriminação do modelo, independentemente de um único limiar de decisão. A curva ROC representa o compromisso entre sensibilidade e 1-especificidade ao variar o limiar. Neste estudo, foi adotado o limiar 0,7 para balancear sensibilidade e especificidade, reduzindo falsos positivos sem comprometer excessivamente a detecção de áreas suscetíveis.

$$AUC = \frac{(\sum TP + \sum TN)}{(P + N)} \quad (Equação 8)$$

4 RESULTADOS

4.1 Caracterização dos eventos de deslizamento e dos fatores condicionantes

O conjunto de dados de deslizamentos, composto por pontos com ocorrência (classe 1) e não ocorrência (classe 0), foi caracterizado a partir das variáveis explicativas utilizadas na

modelagem. A Figura 3 (a–l) apresenta os histogramas de frequência de deslizamentos para as variáveis estáticas. Embora algumas variáveis exibam sobreposição entre as distribuições de deslizamentos e não deslizamentos, observam-se padrões consistentes para parte dos fatores. Em relação à declividade, as ocorrências aumentam até aproximadamente 50°, seguido de queda acentuada (tendência semelhante à dos pontos sem deslizamento). Quanto à elevação, os deslizamentos concentram-se principalmente entre 750 e 1000 m, enquanto os pontos sem deslizamento distribuem-se de forma mais ampla (aprox. 500 a 1750 m), sugerindo maior suscetibilidade em altitudes intermediárias no contexto municipal.

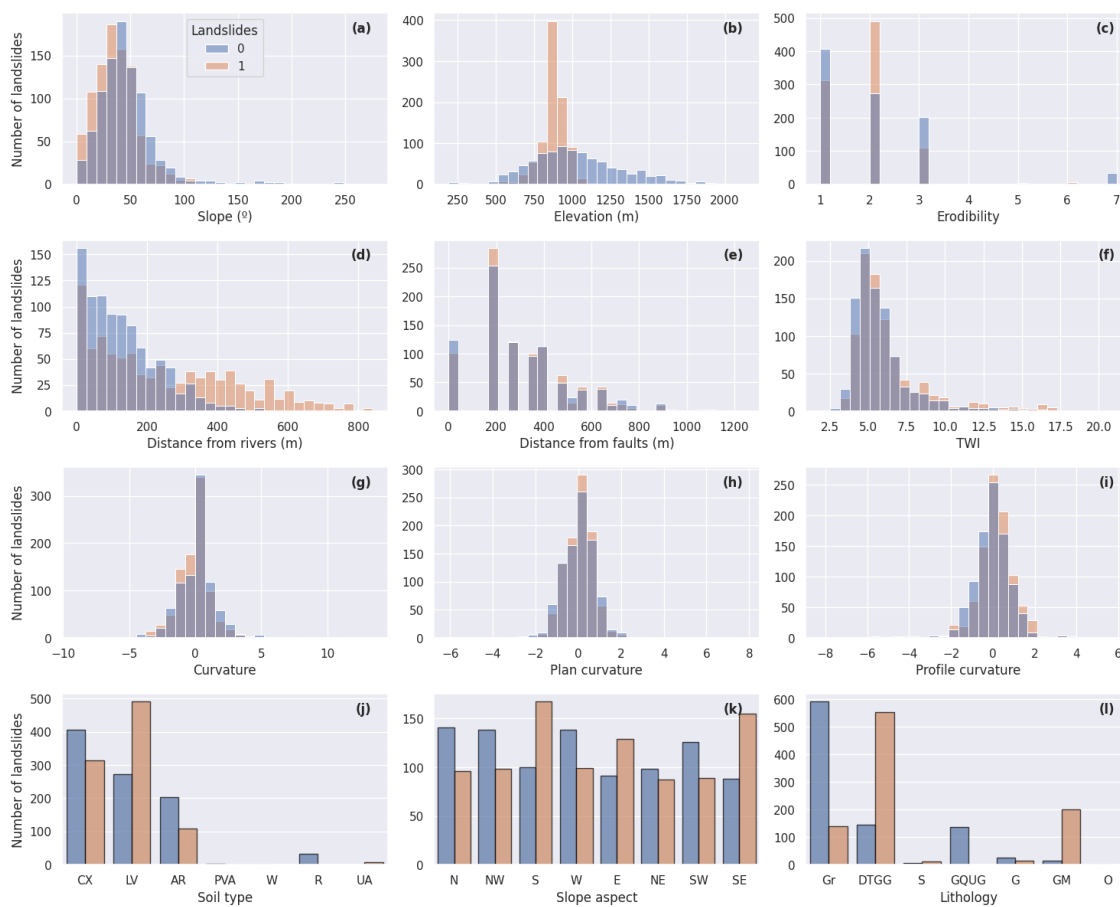


Figura 3: Distribuição de frequência de deslizamentos pelos fatores condicionantes estáticos analisados em Petrópolis 1985 to 2020.

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

Para erodibilidade, tanto pontos com quanto sem deslizamento predominam em classes de baixa erodibilidade, com maior frequência de deslizamentos no nível 2, indicando que mesmo solos relativamente mais resistentes podem falhar sob combinações específicas de condições. A distância a rios mostra redução de ocorrências com o aumento da distância,

embora ainda haja registros em distâncias maiores, reforçando que a proximidade à drenagem contribui para a instabilidade, mas não atua isoladamente. Padrão semelhante é observado para a distância a falhas/fraturas, com pico de ocorrência em torno de 200 m e decréscimo gradual, compatível com a influência de descontinuidades geológicas como fraquezas estruturais.

O TWI apresenta maior frequência de deslizamentos em valores relativamente baixos (aprox. 5 a 7,5), com presença de eventos também em valores mais altos, sugerindo variabilidade nas condições hidrológicas locais. As variáveis de curvatura (curvatura geral, em planta e de perfil) exibem distribuição concentrada em faixas estreitas, compatível com a ocorrência de deslizamentos em formas do relevo com concavidades/convexidades sutis que podem concentrar escoamento ou tensões. Entre as variáveis categóricas, os deslizamentos são mais frequentes em Latossolo Vermelho-Amarelo (LV), seguido de Cambissolo Háplico (CX) e Afloramento Rochoso (AR). Em orientação de vertente, observa-se maior ocorrência em encostas voltadas para Sul e Sudeste (com destaque também para Leste), e, em litologia, predominam ocorrências associadas a Dioritos/Tonalitos/Gabros/Gnaisses (DTGG), seguidos por Gnaisses e Migmatitos (GM) e Granitos (GR).

A Figura 4 (a–i) apresenta a caracterização das variáveis dinâmicas, que evidenciam contrastes mais expressivos entre pontos com e sem deslizamento. Observa-se tendência clara de aumento de ocorrências em áreas com menor porcentagem de cobertura florestal, coerente com o papel protetivo da vegetação na estabilidade de encostas. Por outro lado, perda florestal e expansão urbana não apresentaram diferenças marcantes entre classes, enquanto o NDVI concentrou maior frequência de ocorrências em valores entre 0,1 e 0,2, sugerindo associação com vegetação mais esparsa ou sob estresse. Para precipitação, os resultados indicam relação direta entre volumes mais elevados e aumento de deslizamentos, com sinais de comportamento tipo limiar: valores anuais acima de aproximadamente 1750 mm e médias mensais em torno de 200 mm associaram-se às maiores frequências. Em termos de extremos, destacam-se maior número de ocorrências quando há cerca de quatro dias com precipitação ≥ 50 mm (R50) ou um dia com precipitação ≥ 100 mm (R100), reforçando o papel de chuvas intensas de curta duração na desestabilização de encostas.

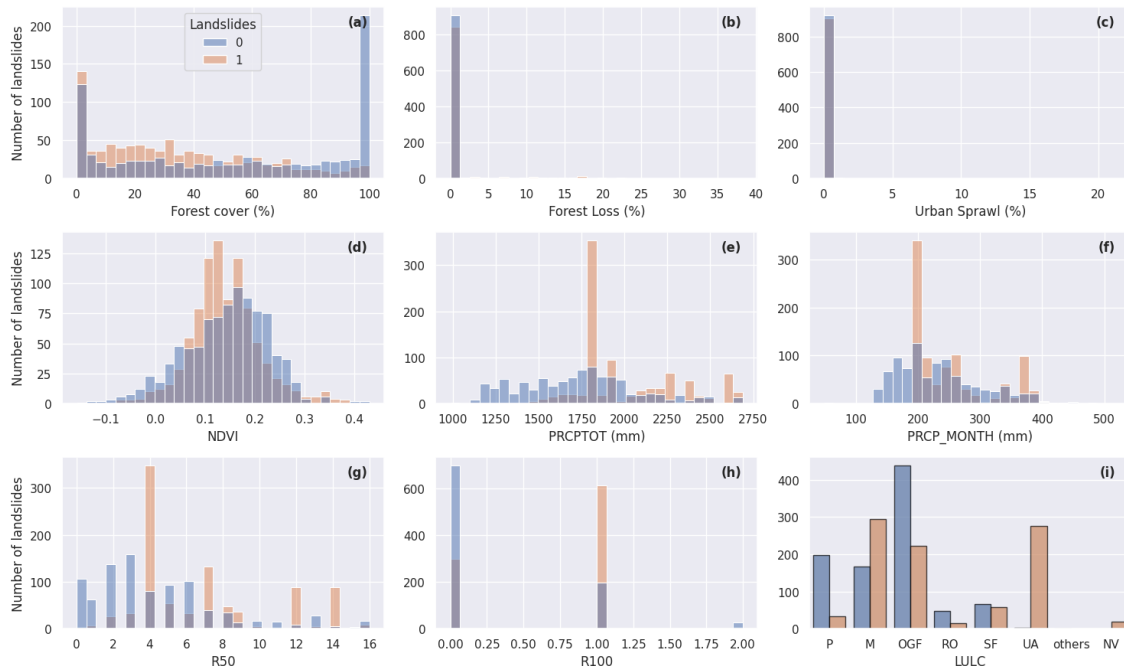


Figura 4: Distribuição de frequência de deslizamentos pelos fatores condicionantes dinâmicos analisados em Petrópolis de 1985 a 2020.

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

No uso e cobertura da terra (LULC), as classes mosaico e áreas urbanas concentram maior número absoluto de ocorrências, refletindo a influência de alterações antrópicas e ocupação. Contudo, a análise também indica que áreas não vegetadas apresentam maior desproporção quando considerada sua pequena extensão territorial, o que se reflete na análise por razão.

A Tabela 2 sintetiza os resultados do Frequency Ratio (FR) para as variáveis categóricas. Os maiores FR para solos incluem LV, CX e AR, em concordância com os padrões de frequência. Para orientação de vertente, os maiores FR concentram-se em Sul, Sudeste e Leste. Para litologia, a hierarquia por FR pode divergir da contagem absoluta em histogramas, destacando classes com maior desproporção relativa (por exemplo, maior FR para Gnaisse (GN) e menor para Granito (GR) no conjunto analisado). Para LULC, embora mosaico e urbano apresentem maiores contagens, o FR evidencia não vegetado e urbano como classes com maior suscetibilidade relativa. Valores de $FR = 0$ correspondem a classes sem registro de deslizamentos no inventário utilizado.

Tabela 2 — Razão de Frequência (FR) das classes de variáveis categóricas associadas a eventos de deslizamento

Tipo de solo		
Código	Classe	FR
LV	Latossolo Vermelho; Latossolo Vermelho-Amarelo	1,8809
CX	Cambissolo Háplico	0,7694
AR	Afloramento rochoso	0,5996
UA	Área urbana	0,3206
PVA	Argissolo Vermelho-Amarelo	0,0450
R	Neossolo Litólico; Neossolo Flúvico	0
W	Corpo d'água	0
Litologia		
Código	Classe	FR
GM	Gnaisses e Migmatitos	3,6086
DTGG	Dioritos; Tonalitos; Gabros; Gnaisses	3,3666
S	Sedimentos coluvionares; Sedimentos aluvionares	1,1862
G	Gnaisse	0,4338
Gr	Granito; Granito porfirítico	0,2600
GQUG	Gnaisses; Quartzitos; Rochas ultramáficas; Gonditos	0
Gs	Granito com hornblenda; Granito biotítico	0
Aspecto		
Código	Classe	FR
S	Sul	1,5698
SE	Sudeste	1,4583
E	Leste	1,3970
SW	Sudoeste	0,8617
W	Oeste	0,8545
NE	Nordeste	0,8220
N	Norte	0,7744
NW	Noroeste	0,6822
Uso e cobertura da terra (LULC)		
Código	Classe	FR
NV	Área não vegetada	0,3274
UA	Área urbana	0,1147
SF	Floresta secundária	0,0143
M	Mosaico	0,0100
P	Pastagem	0,0071
RO	Afloramento rochoso	0,0066
OGF	Floresta primária (old-growth)	0,0027
Others	Eucalipto; Corpo d'água; Mineração	0

Fonte: Reproduzida de Baião et al. (2025)

4.2 Seleção dos fatores condicionantes de deslizamentos

A análise de correlação entre variáveis (Figura 5) indicou redundância entre métricas de curvatura, com forte associação entre curvatura, curvatura em planta e curvatura em perfil, evidenciando sobreposição de informação topográfica. Entre as variáveis de precipitação, observou-se correlação elevada entre precipitação anual (PRCPTOT), precipitação mensal e R50, indicando que esses indicadores capturam componentes comuns do regime pluviométrico no período analisado. Em função desses resultados, foi adotada a estratégia de retenção de um subconjunto representativo por grupo de variáveis correlacionadas, reduzindo redundâncias no conjunto preditor.

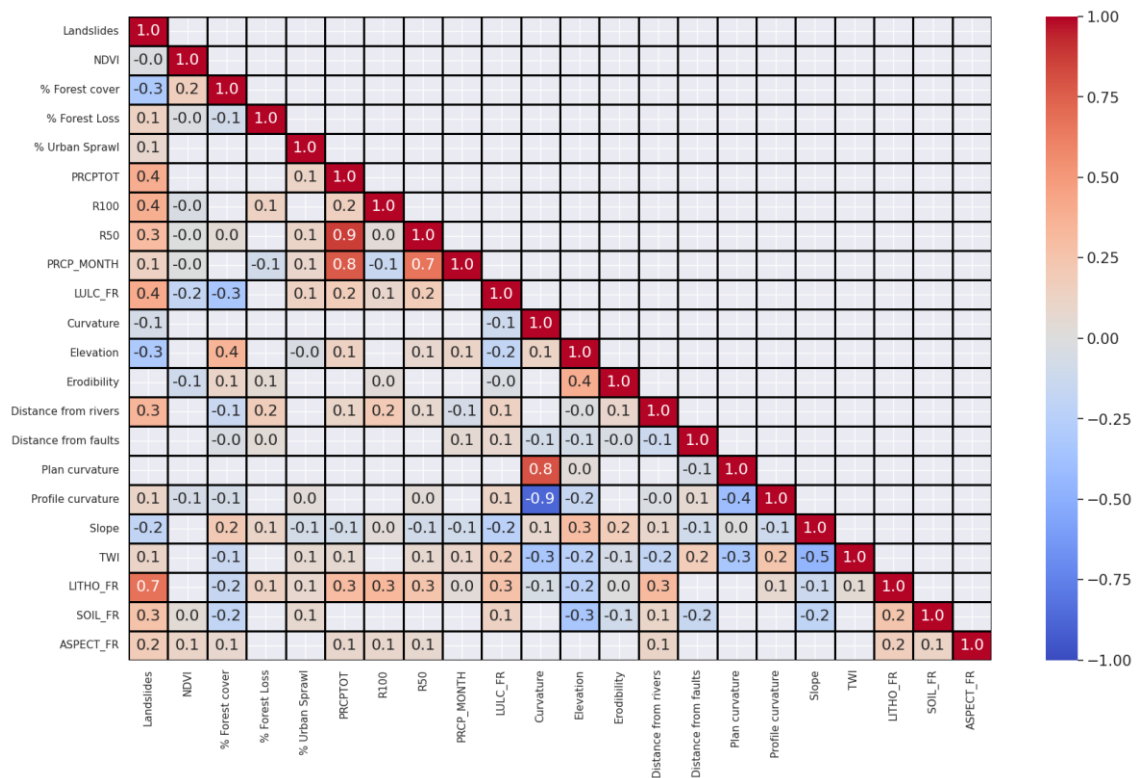


Figura 5: Matriz de coeficientes de Correlação de Person Pearson's entre os fatores condicionantes de deslizamentos.

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

A avaliação de multicolinearidade (Tabela 3) corroborou níveis aceitáveis para as variáveis mantidas, com VIF abaixo do limiar crítico e TOL acima do limite mínimo, indicando estabilidade para a estimativa de coeficientes no modelo global.

Tabela 3: Análise de Multicolinearidade das variáveis utilizando *Variance Inflation Factor* (VIF) e Tolerância (TOL) em Petrópolis de 1985 a 2022.

Variable	VIF	TOL
Intercept	1,00	1,00
NDVI	1,15	0,87
% Forest cover	1,38	0,72
% Forest Loss	1,10	0,91
% Urban Sprawl	1,04	0,96
PRCPTOT	1,24	0,80
R100	1,18	0,85
Curvature	1,16	0,86
Elevation	1,75	0,57
Erodibility	1,24	0,81
Distance from rivers	1,27	0,79
Distance from faults	1,11	0,90
Slope	1,48	0,68
TWI	1,60	0,62
LULC_FR	1,33	0,75
LITHO_FR	1,55	0,65
SOIL_FR	1,26	0,80
ASPECT_FR	1,10	0,91

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

A importância relativa dos fatores condicionantes estimada pelo ReliefF (Figura 6) destacou, de forma consistente no período 1985–2022 e nos anos com maior concentração de eventos, o papel de variáveis relacionadas a litologia, uso e cobertura da terra, precipitação, elevação e cobertura florestal, embora com variação temporal nas posições relativas de importância, sugerindo interação entre predisposição do terreno e forçantes dinâmicas ao longo do tempo.

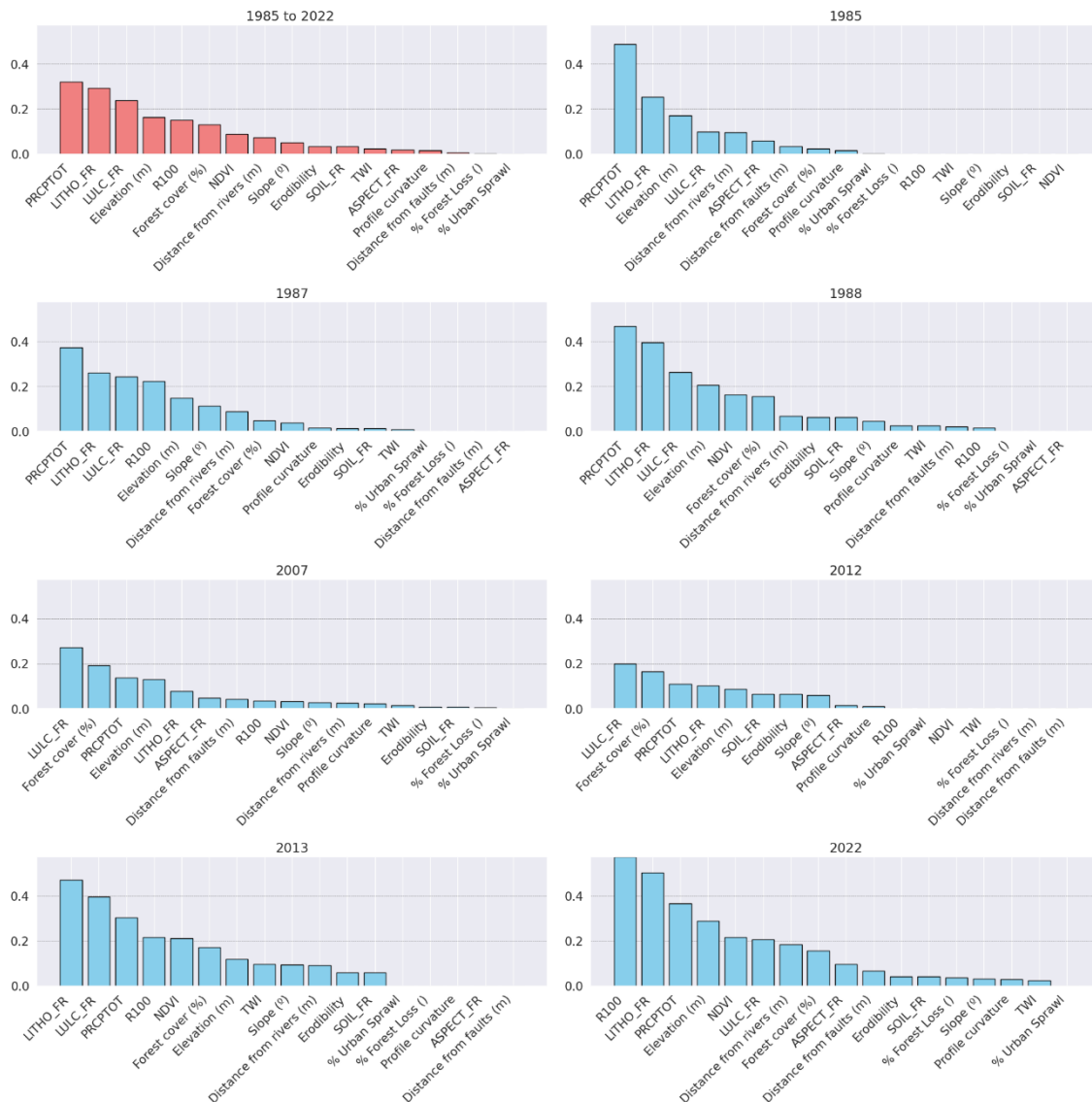


Figura 6: Análise de importância dos fatores condicionantes de deslizamentos (LCF) por meio do algoritmo ReliefF em Petrópolis (1985–2022) e, adicionalmente, para anos individuais com o maior número de eventos de deslizamento no período.

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

No modelo de regressão logística (Tabela 4), o melhor ajuste identificou como condicionantes estatisticamente significativos ($p < 0,001$): cobertura florestal, PRCPTOT, R100, LULC, elevação, distância a rios, litologia, tipo de solo e aspecto. Os sinais dos coeficientes indicaram efeito protetivo da cobertura florestal e da elevação (coeficientes negativos) e aumento da probabilidade de ocorrência associado a LULC, litologia e indicadores de precipitação (coeficientes positivos), coerentes com o papel combinado de alterações antrópicas, características geológico-estruturais e gatilhos pluviométricos. As probabilidades estimadas pela regressão logística foram utilizadas como variável resposta na etapa multiescalar

(MGWR), conforme descrito na metodologia.

Tabela 4: Resultados da regressão logística para as variáveis associadas aos deslizamentos em Petrópolis de 1985 a 2022 (Pseudo R^2 0.64, Log-Likelihood = -312.24 and LL-Null = -868.50).

Variáveis	Coeficiente	Desvio Padrão	z	P> z
LULC	2,1245	0,445	4,777	0,000
Lithology	1,2677	0,111	11,400	0,000
PRCPTOT	1,1499	0,125	9,234	0,000
R100	0,7848	0,106	7,424	0,000
Distance from rivers	0,5612	0,124	4,526	0,000
Soil type	0,4294	0,110	3,887	0,000
Aspect	0,3575	0,109	3,288	0,001
Elevation	-0,5937	0,125	-4,745	0,000
Forest cover	-0,7229	0,126	-5,744	0,000

Fonte: Reproduzido de Baião et al. (2025)

4.3 Desempenho do MGWR e interpretação espacial dos coeficientes

A modelagem por MGWR apresentou desempenho elevado para explicar a variabilidade espacial da suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis no período 1985–2022, com $R^2 = 0,9604$, R^2 ajustado = 0,9559 e AICc = -2382,13, indicando bom ajuste e parcimônia. Os graus de liberdade efetivos (1123,46) evidenciam a capacidade do modelo de representar heterogeneidade espacial sem perda de confiabilidade.

Os coeficientes estimados exibiram variação espacial, indicando que a influência dos fatores condicionantes não é uniforme no território municipal. A variável precipitação anual (PRCPTOT) apresentou coeficientes positivos (0,035 a 0,129) e banda de 7364,18 m (Tabela 7), com maiores valores concentrados principalmente nas porções central e sul, sugerindo áreas onde o aporte de chuva se relaciona mais fortemente com saturação do solo e instabilidade de encostas. De forma consistente, o indicador de extremos R100 apresentou coeficientes positivos (0,039 a 0,128), com banda de 6711,95 m, reforçando a importância de eventos de chuva intensa para o desencadeamento de movimentos de massa, sobretudo em setores propensos a escoamento concentrado.

A cobertura florestal exibiu coeficientes negativos (-0,128 a -0,017), com banda de 6711,95 m, evidenciando seu papel protetivo na redução da suscetibilidade (maior estabilidade associada a áreas mais vegetadas). Já uso e cobertura da terra (LULC) apresentou coeficientes positivos (0,025 a 0,277), também com banda de 6711,95 m, indicando contribuição

diferenciada das classes de uso/cobertura: coeficientes menores se associam a setores com maior mistura entre urbanização e fragmentos florestais, enquanto valores mais elevados ocorrem em áreas com maior predominância de classes como não vegetado, pastagem, mosaico e floresta secundária.

A elevação apresentou coeficientes negativos ($-0,167$ a $-0,026$), com banda de $6711,95$ m, sugerindo maior suscetibilidade em cotas mais baixas (vale/baixas vertentes), onde tende a ocorrer maior acumulação hídrica e deposição de sedimentos. A distância aos rios apresentou coeficientes positivos ($0,011$ a $0,085$), com banda de $6711,95$ m, indicando associação com maiores distâncias em parte do município; esse padrão pode refletir diferenças locais na organização da drenagem e na retenção de água/saturação do terreno em microbacias e encostas. Litologia apresentou coeficientes praticamente constantes ($0,1583$ a $0,1595$) e banda global de $56289,99$ m, o que é compatível com um condicionante de caráter mais regional (controle geológico de maior escala). Para solo, os coeficientes variaram de $0,009$ a $0,122$ (banda de $6711,95$ m), e para aspecto variaram de $-0,012$ a $0,078$ (banda de $6711,95$ m), com maior frequência de coeficientes positivos em encostas voltadas ao sul, sugerindo influência de condições microclimáticas e hidrológicas locais.

A confiabilidade do ajuste foi examinada por diagnósticos de resíduos. Os resíduos padronizados indicaram distribuição não normal, confirmada pelo teste de Shapiro–Wilk ($W = 0,9467$; $p < 0,001$). Ainda assim, a análise espacial de resíduos mostrou baixa evidência de dependência espacial: o LISA indicou poucos agrupamentos significativos e o Moran Global não apontou autocorrelação espacial ($I = -0,005$; $p = 0,1$), sustentando a robustez do modelo para interpretação espacial dos efeitos. Os resultados do MGWR e os diagnósticos espaciais são apresentados na Figura 7.

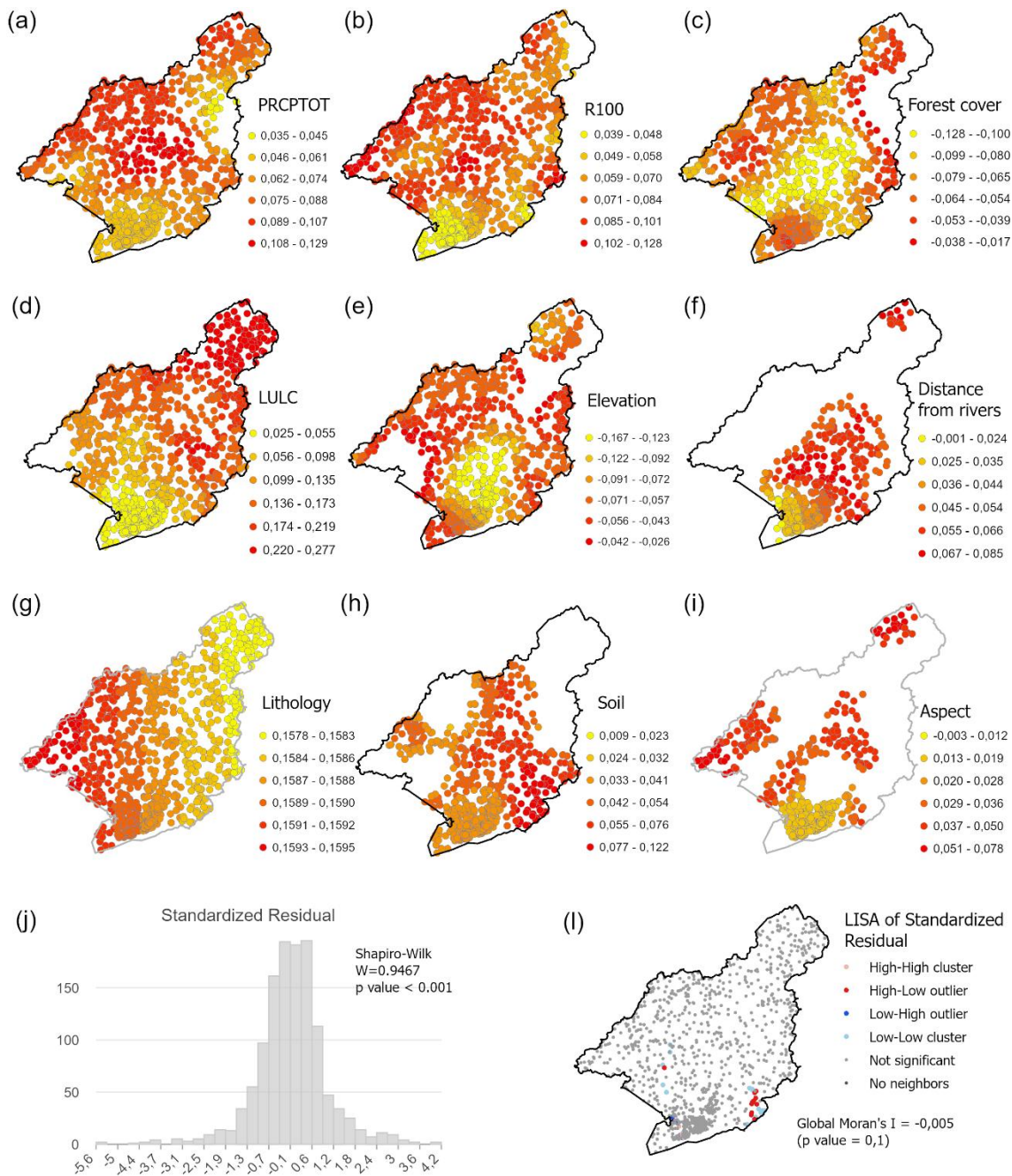


Figura 7: Resultados do MGWR para a suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis (1985–2022): coeficientes espaciais das variáveis explicativas (a–i) e diagnósticos de resíduos (j–l).
Fonte: Baião et al. (2025).

A Tabela 5 sintetiza, para cada variável explicativa da MGWR, (i) a banda de distância (bandwidth) estimada e sua proporção em relação à extensão espacial do estudo, e (ii) a proporção de feições com coeficientes estatisticamente significativos. Bandas menores indicam maior heterogeneidade espacial (efeitos mais localizados), enquanto bandas maiores indicam

influência mais regional ou global.

Observa-se que a litologia apresentou influência global, com banda de 56.289,99 m (100% da extensão) e 100% das feições significativas, sugerindo controle geológico consistente em todo o município. Em contraste, PRECPTOT e R100 apresentaram bandas de 7.364,18 m (13,08%) e 6.711,95 m (11,92%), respectivamente, evidenciando efeitos espacialmente variáveis (não globais), porém com alta proporção de significância ($\geq 97\%$), compatíveis com a importância de volumes acumulados e extremos de precipitação como condicionantes/forçantes do processo no período analisado.

As demais variáveis (cobertura florestal, LULC, elevação, distância a rios, solo e aspecto) exibiram bandas próximas de 6.711,95 m (11,92%), indicando predominância de padrões locais/regionalizados. Destacam-se: cobertura florestal, significativa em 91,38% das feições, reforçando seu papel espacialmente heterogêneo na estabilidade de encostas; e distância a rios e aspecto, com significância em 61,05% e 59,94%, respectivamente, sugerindo contribuição relevante porém menos difundida espacialmente que precipitação, LULC e litologia. Em conjunto, os resultados confirmam a natureza multiescalar dos fatores condicionantes, com componentes de influência global (litologia) e componentes localizados (uso/cobertura, relevo e variáveis hidroambientais). (Baião *et al.*, 2025).

Tabela 5 – Bandas de distância e níveis de significância das variáveis explicativas no MGWR (Petrópolis, 1985–2022).

Variáveis explanatórias	Distância de banda (% de extensão)	Significância (% de feições)
Intercept	6711,95 (11,92)	1253 (100,00)
Forest cover	6711,95 (11,92)	1145 (91,38)
PRCPTOT	7364,18 (13,08)	1223 (97,61)
R100	6711,95 (11,92)	1219 (97,29)
LULC	6711,95 (11,92)	1224 (97,69)
Elevation	6711,95 (11,92)	1137 (90,74)
Distance from rivers	6711,95 (11,92)	765 (61,05)
Lithology	56289,99 (100,00)	1253 (100,00)
Soil type	6711,95 (11,92)	941 (75,10)
Aspect	6711,95 (11,92)	751 (59,94)

Fonte: Baião *et al.* (2025)

4.4 Mapas de suscetibilidade a deslizamentos: evolução espaço-temporal (MGWR)

A Figura 8 apresenta os mapas de suscetibilidade a deslizamentos para os anos com maior número de ocorrências no período analisado, bem como a distribuição de pontos de

deslizamento e não deslizamento sobre as classes de probabilidade estimadas pelo modelo MGWR. As probabilidades variaram de 0,49 a 0,99 e foram classificadas por Quebras Naturais (Jenks) em cinco níveis: muito baixa (0,49–0,55), baixa (0,55–0,59), moderada (0,58–0,64), alta (0,64–0,73) e muito alta (0,73–0,99). De modo geral, as classes alta e muito alta concentram-se predominantemente nas porções sul e sudeste do município, em concordância com a distribuição espacial das ocorrências, o que evidencia coerência espacial entre as áreas mapeadas como mais suscetíveis e os registros de deslizamentos.

No recorte temporal analisado, observa-se que, em 1985, as áreas de suscetibilidade alta/muito alta são mais restritas e espacialmente concentradas, ainda assim coincidindo com as ocorrências. Em 1987 e 1988, há expansão dessas classes, acompanhada por aumento do número de células nas categorias moderada e alta, indicando ampliação da exposição espacial a condições críticas. Em 2007, 2012 e 2013, o padrão espacial se mantém, porém com maior extensão das áreas alta/muito alta, especialmente no setor sul; em 2013, destaca-se a elevada concentração de células em classes críticas, compatível com setores de maior densidade de ocorrências. Em 2022, verifica-se novo incremento das áreas em muito alta suscetibilidade, com eventos distribuídos ao longo de encostas e vales inseridos nessas zonas, ao mesmo tempo em que persistem parcelas do território em classes baixa e moderada, que permanecem relevantes para monitoramento e gestão territorial.

Além de evidenciar mudanças nos níveis de probabilidade ao longo do tempo, o conjunto de mapas permite interpretar a contribuição espacial dos fatores explicativos. Na área de maior suscetibilidade (Figura 9), os boxplots dos coeficientes indicam, de forma consistente entre os anos, efeitos positivos mais expressivos associados à litologia e ao uso e cobertura da terra (LULC), enquanto elevação e cobertura florestal mantêm efeitos negativos. Embora a direção geral dos efeitos seja estável, há variações anuais nos coeficientes (exceto para litologia), refletindo alterações temporais dos condicionantes — sobretudo os dinâmicos — e a resposta do modelo a essas mudanças nas mesmas regiões críticas.

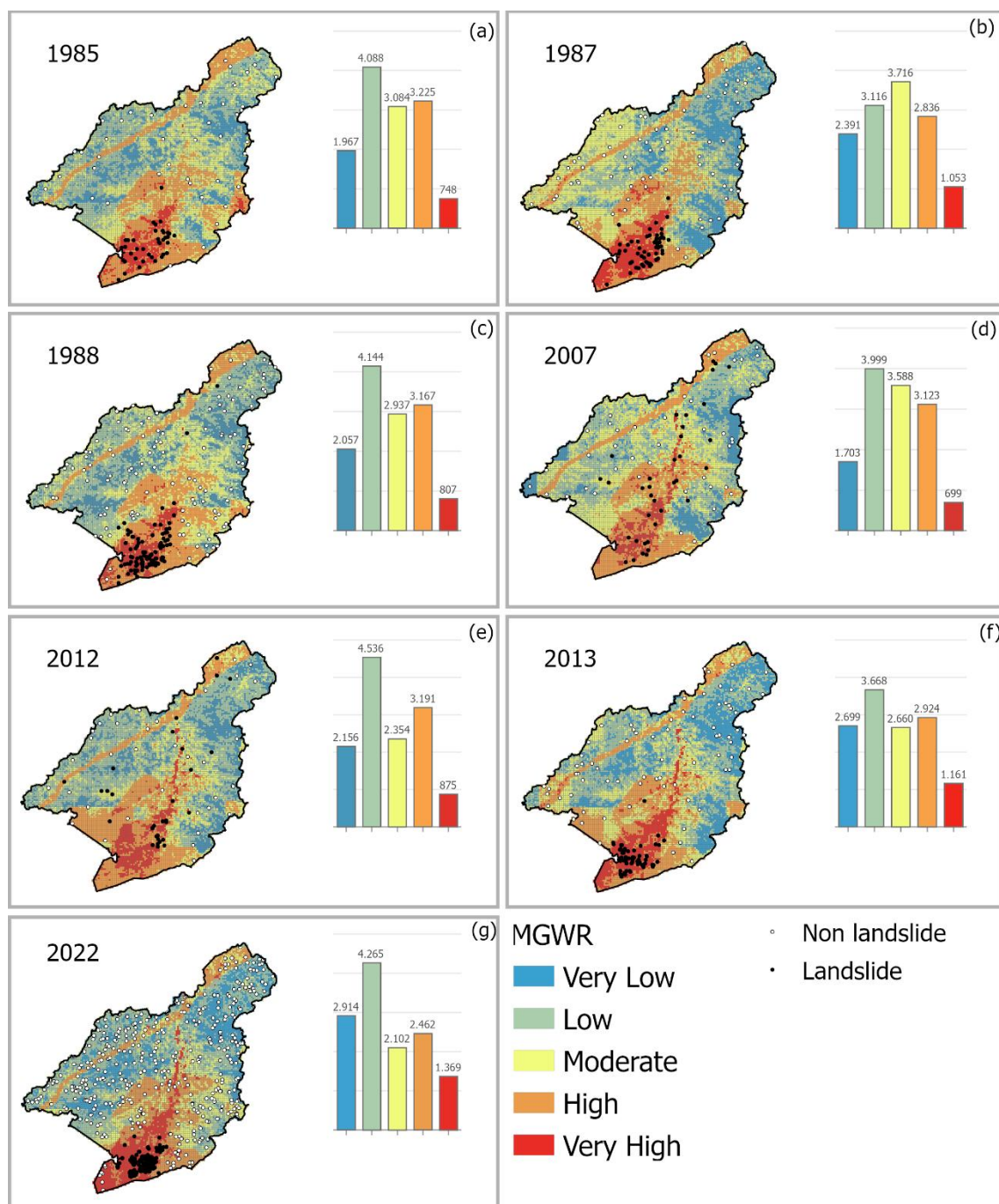


Figura 8 – Mapas de suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis nos anos com maior número de ocorrências, com a distribuição de pontos de deslizamento e não deslizamento por classe de suscetibilidade, com base na modelagem MGWR. Os gráficos de barras indicam o número de células (250 m × 250 m) por classe de suscetibilidade no total da área (13.112 células).

Fonte: Baião et al. (2025).

4.5 Influência dos fatores condicionantes nas classes de suscetibilidade

O conjunto de mapas de suscetibilidade estimado pelo modelo MGWR para os sete anos

previstos evidencia, além da variação espaço-temporal dos níveis de probabilidade (com destaque para as áreas em classe muito alta), a contribuição espacial (coeficientes positivos e negativos) dos fatores explicativos. Para aprofundar essa leitura nas áreas mais críticas do município, a Figura 9 apresenta boxplots dos coeficientes dos fatores condicionantes na área de maior suscetibilidade.

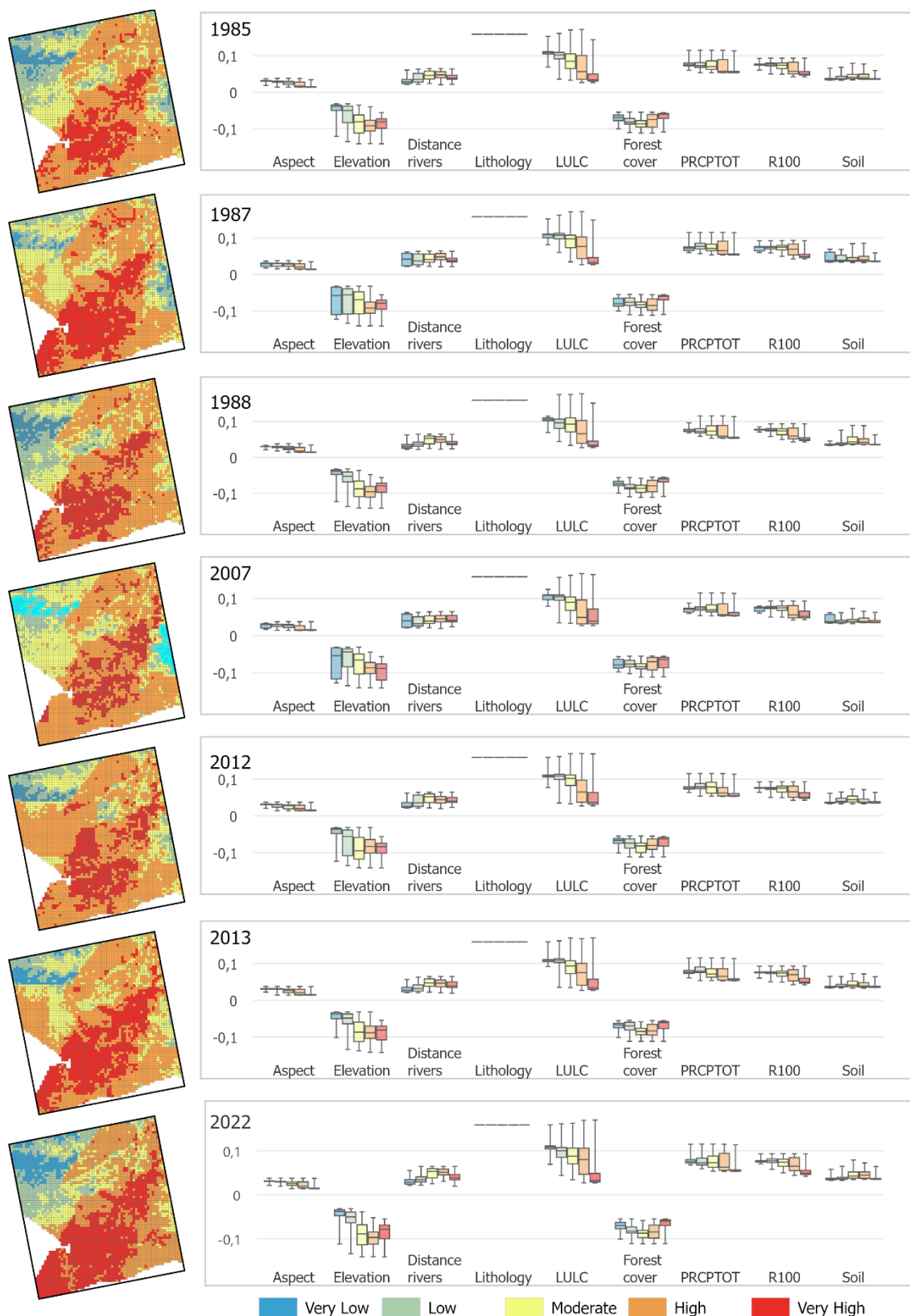


Figura 9: Boxplots dos coeficientes dos fatores condicionantes de deslizamentos (LCF) estimados pelo modelo MGWR na área de maior suscetibilidade de Petrópolis, ao longo dos anos com maior número de eventos.

Fonte: Baião *et al.* (2025).

Na área mais suscetível, observou-se, de forma consistente entre os anos avaliados, que litologia e uso e cobertura da terra (LULC) concentraram os maiores efeitos positivos, enquanto elevação e cobertura florestal apresentaram efeitos negativos recorrentes. Embora o padrão geral se mantenha, as diferenças entre os boxplots por ano indicam mudanças nos níveis de probabilidade no mesmo recorte espacial, refletindo variações temporais nos condicionantes. À exceção da litologia (com influência mais estável), os demais fatores — estáticos e dinâmicos — apresentaram variação interanual. Adicionalmente, valores associados a maior escala espacial de atuação tendem a exibir menor dispersão nos coeficientes (estimativas mais “precisas”), enquanto classes com maior heterogeneidade interna (mais pixels dentro de um mesmo nível de probabilidade) tendem a apresentar maior variação nos boxplots.

A Figura 10 sintetiza, para toda a área de estudo, a distribuição das variáveis contínuas por níveis de suscetibilidade preditos pelo MGWR nos anos com maior número de registros, mantendo cada variável em sua escala apropriada. Diferenças estatísticas entre anos foram avaliadas pelo teste de Tukey ($*** = p < 0,005$), indicando variabilidade temporal relevante. De modo geral:

- Cobertura florestal: níveis alto e muito alto associaram-se a menores percentuais de vegetação. Em áreas muito altas, os valores concentraram-se aproximadamente entre 17% e 50%, enquanto áreas muito baixas apresentaram valores mais elevados, em torno de 70% a 100%.
- PRECPTOT (precipitação anual em dias úmidos): observou-se relação positiva com a suscetibilidade, com classe muito alta variando aproximadamente entre 1130 e 2750 mm (e muito baixa entre 1100 e 2670 mm). A comparação anual indicou contrastes marcantes, sobretudo em 1988 e 2022 (anos com maior número de eventos), reforçando a importância de incorporar a dimensão temporal na discussão de volumes/condições associados ao incremento da suscetibilidade.
- R100 (eventos extremos > 100 mm/dia): em geral variou de 0 a 2 dias/ano; áreas muito altas tenderam a se agrupar em torno de ~ 1 dia, enquanto áreas muito baixas se concentraram próximas de 0 dias, com parte dos dados em níveis intermediários e altos apresentando valores acima de 1 dia.
- Elevação: apresentou relação inversa; áreas muito altas concentraram-se aproximadamente entre 500 e 1100 m, enquanto áreas muito baixas ocorreram, em geral, entre 900 e 2000 m.

- Distância a rios: na escala utilizada para visualização, níveis mais altos de suscetibilidade se associaram a maiores distâncias (classe muito alta aproximadamente entre 0 e 700 m), enquanto os demais níveis tenderam a se concentrar abaixo de ~150 m, indicando que o papel da proximidade/organização da drenagem deve ser interpretado em conjunto com outros condicionantes.

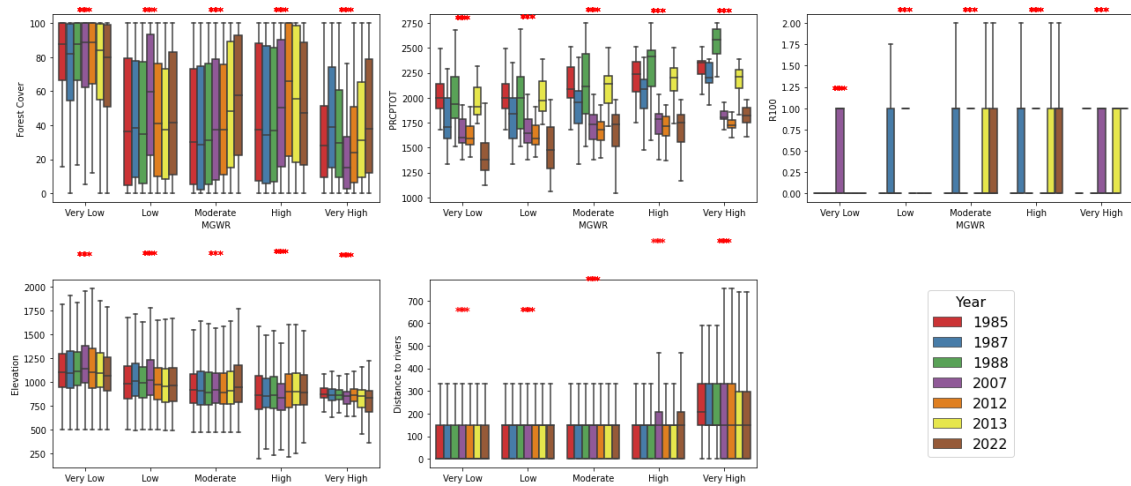


Figura 10: Boxplots mostrando a distribuição das variáveis preditoras contínuas ao longo dos anos analisados (1985, 1987, 1988, 2007, 2012, 2013 e 2022), agrupadas por níveis de probabilidade (MGWR). As diferenças estatísticas entre anos foram avaliadas pelo teste HSD de Tukey, com diferenças significativas destacadas (***) = $p < 0,005$).

Fonte: Baião et al. (2025).

4.6 Distribuição das variáveis categóricas por classes de suscetibilidade

A análise das variáveis categóricas nos anos com maior número de eventos (Figura 11) evidenciou padrões consistentes entre classes de suscetibilidade. Para LULC, classes de áreas não vegetadas e áreas urbanas concentraram a maior proporção de pixels nas classes alta e muito alta ao longo de todo o período analisado (1985–2022). Em contraste, classes como pastagem, floresta madura, floresta secundária e mosaico apresentaram distribuição mais ampla entre níveis moderado, baixo e muito baixo, com menor participação relativa nas classes mais críticas, sugerindo menor contribuição média para a suscetibilidade em comparação às classes associadas à remoção de cobertura e/ou alteração antrópica mais intensa.

Em relação à litologia, as classes DTGG (Dioritos, Tonalitos, Gabros e Gnaisses) e GM (Gnaisses e Migmatitos) apresentaram os maiores níveis de suscetibilidade, com a maior parte de suas áreas enquadrada nas classes Alta e Muito Alta probabilidade. Esse padrão manteve-se

consistente em todos os anos analisados, reforçando a influência da composição e estrutura geológica na suscetibilidade a deslizamentos. Em contraste, as demais classes litológicas concentraram-se predominantemente em níveis Moderado e Baixo, indicando menor propensão relativa.

Para o aspecto, observou-se baixa variação entre classes e ao longo dos anos. Ainda assim, verificou-se uma tendência discreta de maior suscetibilidade em encostas com orientação leste, sul e sudeste, nas quais se registrou maior proporção de áreas nas classes Alta e Muito Alta em comparação às demais direções. Esse comportamento pode estar associado a diferenças em retenção de umidade, exposição solar e processos erosivos condicionados pela orientação da vertente, embora a confirmação desses mecanismos demande análises adicionais.

A análise de tipo de solo indicou maior concentração da classe Muito Alta em solos urbanos, LV (Latossolo Amarelo-Vermelho/Latossolo Vermelho-Amarelo) e CX (Cambissolo Háplico). Adicionalmente, PVA (Argissolo Amarelo-Vermelho) e corpos d'água (W) apresentaram proporções relevantes na classe Alta, sugerindo associação com condições favoráveis à instabilização. As demais classes de solo exibiram distribuição mais equilibrada, com maior participação nas classes Baixa e Muito Baixa, evidenciando o papel da composição e propriedades edáficas na diferenciação espacial da suscetibilidade.

De forma integrada, os resultados evidenciam padrões consistentes de suscetibilidade entre classes categóricas e anos, com destaque para a recorrência de níveis elevados em áreas urbanas e não vegetadas, bem como em determinadas classes litológicas e de solos. As variações entre anos reforçam o caráter dinâmico da suscetibilidade e a pertinência de abordagens temporais na modelagem e interpretação do risco de deslizamentos.

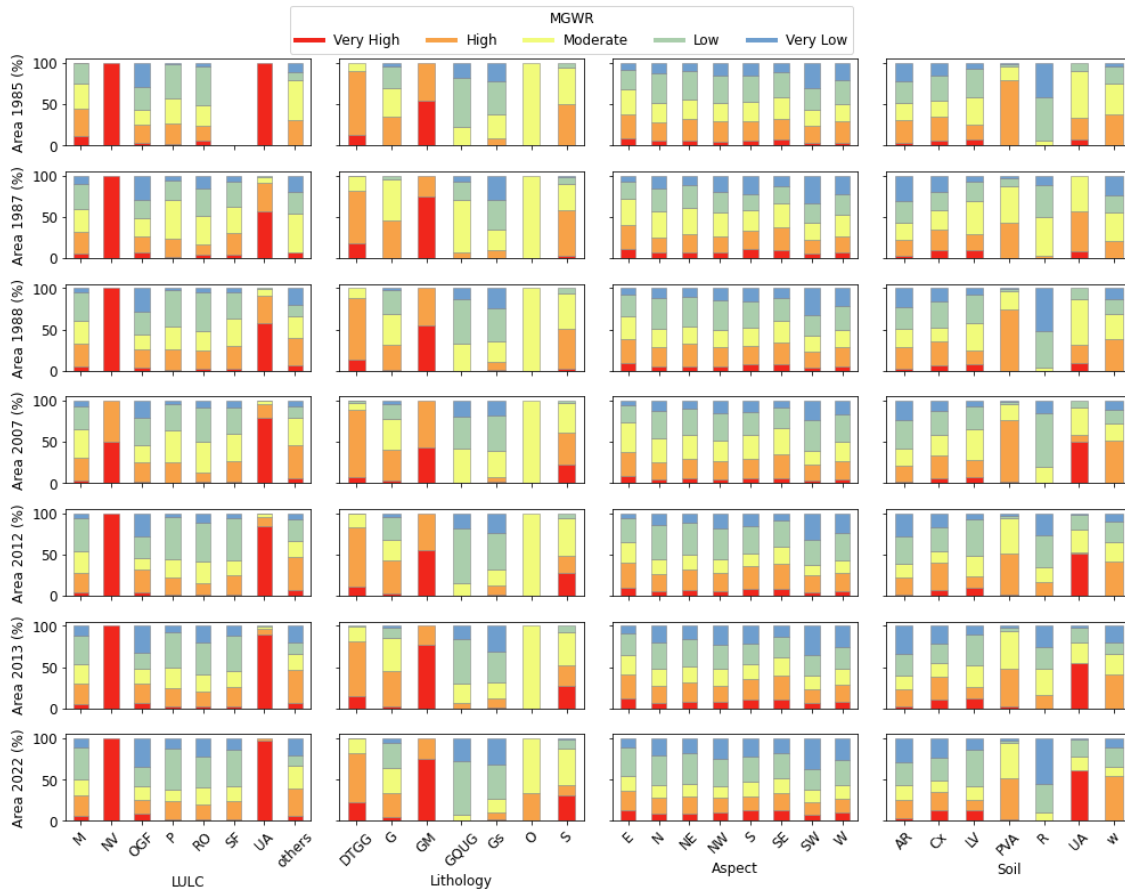


Figura 11: Percentual de áreas por níveis de probabilidade de deslizamento estimados pela MGWR para variáveis categóricas, nos anos com maior número de eventos.

Fonte: Baião *et al.* (2025).

4.7 Avaliação do desempenho preditivo do modelo

O desempenho preditivo do modelo MGWR foi avaliado por meio das curvas ROC (Figura 12) e das métricas de acurácia apresentadas na Tabela 6. Em conjunto, esses indicadores permitem verificar a capacidade do modelo de discriminar áreas com e sem ocorrência de deslizamentos nos anos selecionados (aqueles com maior número de eventos).

Os valores de AUC variaram de 0,708 (2012) a 0,992 (2013 e 2022), indicando, de modo geral, alto poder discriminatório, especialmente nos anos mais recentes. Em 1985, o modelo apresentou $AUC = 0,948$, o que denota boa capacidade de separação entre classes; entretanto, a acurácia (0,81) e, sobretudo, a sensibilidade/recall (0,64) sugerem limitação relativa na identificação de parte dos pontos de deslizamento (falsos negativos), apesar da alta especificidade (0,94) e precisão (0,90) — isto é, o modelo cometeu poucos falsos positivos, mas pode ter subestimado algumas áreas suscetíveis.

Em 1987 e 1988, observou-se melhora do desempenho, com $AUC = 0,963$ e $0,962$, acompanhados de aumento de acurácia ($0,86$ e $0,93$) e sensibilidade ($0,75$ e $0,89$). Em 1987, especificidade e precisão atingiram $1,00$, indicando ausência de falsos positivos naquele recorte; em 1988, esses indicadores permaneceram elevados ($0,97$ e $0,97$), reforçando a consistência das predições.

Por outro lado, 2007 e 2012 apresentaram desempenho inferior, com $AUC = 0,887$ e $0,708$, respectivamente. Embora a especificidade e a precisão tenham sido $1,00$ em ambos os anos, a sensibilidade foi baixa ($0,53$ em 2007 e $0,50$ em 2012), indicando que o modelo identificou corretamente os não deslizamentos, mas teve maior dificuldade em capturar a classe de deslizamento nesses períodos — possivelmente por diferenças nas condições meteorológicas, padrões de uso/cobertura da terra e/ou qualidade/representatividade dos dados nesses anos.

O desempenho máximo ocorreu em 2013 e 2022, com $AUC = 0,992$ em ambos, além de métricas elevadas (acurácia = $0,94$ e $0,97$; sensibilidade = $0,93$ e $0,98$; especificidade = $0,96$; precisão = $0,96$). Esses resultados indicam robustez do modelo para os anos mais recentes, o que pode estar relacionado à melhor qualidade/consistência dos dados e à maior capacidade do conjunto de variáveis explicativas representar os condicionantes relevantes.

Em síntese, as curvas ROC e as métricas de desempenho evidenciam variabilidade temporal na qualidade preditiva, com queda de sensibilidade em 2007 e 2012, mas discriminação quase perfeita em 2013 e 2022. Como implicação, recomenda-se que análises futuras investiguem ajustes no conjunto de variáveis explicativas e/ou na estratégia de amostragem/validação para reduzir falsos negativos nos períodos de menor desempenho.

Tabela 6: Métricas de desempenho (Acurácia, Sensibilidade/Recall, Especificidade e Precisão) dos modelos de suscetibilidade a deslizamentos para os anos com maior número de eventos em Petrópolis.

Ano	Acurácia	Sensibilidade (Recall)	Especificidade	Precisão
1985	0,81	0,64	0,94	0,90
1987	0,86	0,75	1,00	1,00
1988	0,93	0,89	0,97	0,97
2007	0,77	0,53	1,00	1,00
2012	0,80	0,50	1,00	1,00
2013	0,94	0,93	0,96	0,96
2022	0,97	0,98	0,96	0,96

Fonte: Baião et al. (2025).

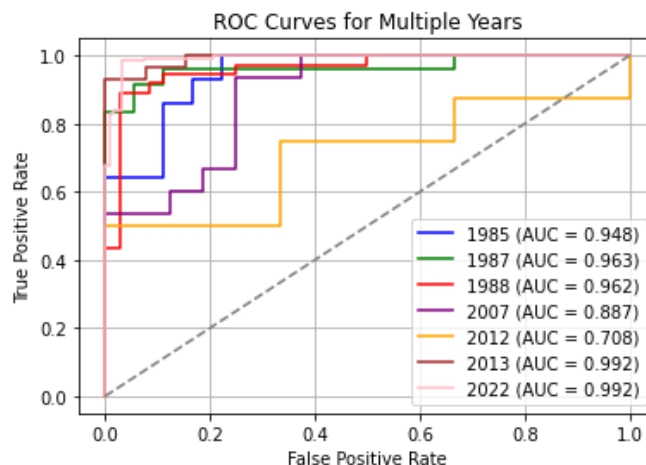


Figura 12: Curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*) e valores de AUC (*Area Under the Curve*) dos modelos de suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis, para os anos com maior número de eventos.

Fonte: Baião et al. (2025).

5 DISCUSSÃO

5.1 Eficiência da Regressão Logística e da Regressão ponderada geográfica multiescalar

A regressão logística foi utilizada como etapa de triagem e quantificação inicial dos condicionantes, permitindo identificar fatores explicativos com associação estatisticamente relevante à suscetibilidade a deslizamentos, com destaque para litologia, uso e cobertura da terra (LULC), precipitação (PRCPTOT e R100), elevação, classes de solo e cobertura florestal. A conversão do desfecho binário (presença/ausência) em valores probabilísticos viabilizou a integração com a MGWR, uma vez que este método requer variável resposta contínua. No conjunto dos resultados, precipitação e LULC apresentaram associação no sentido de aumento da suscetibilidade, enquanto elevação e cobertura florestal atuaram como fatores com efeito mitigador, compatíveis com a literatura sobre estabilização de encostas por condições topográficas e proteção vegetal (Zhao et al., 2019; Gu et al., 2022). O ajuste do modelo logístico explicou 64% da variabilidade observada, permanecendo parcela residual (36%) não explicada, o que indica espaço para aprimoramento com refinamento de variáveis e/ou inclusão de novos descritores em etapas futuras.

Na sequência, a MGWR foi adotada para representar explicitamente a heterogeneidade espacial das relações entre condicionantes e suscetibilidade, ao permitir que cada variável opere em escalas distintas de influência. Diferentemente da GWR, que impõe uma única escala

(kernel) para todas as covariáveis, a MGWR ajusta larguras de banda específicas por variável, possibilitando estimar alcances espaciais diferenciados e, conseqüentemente, interpretar a atuação espacial de cada condicionante (Zhang and Wang, 2022; Zhu et al., 2024). Nesse contexto, observou-se comportamento mais amplo (tendência global) para a litologia, enquanto variáveis dinâmicas, como precipitação e LULC, apresentaram efeitos predominantemente localizados. Essa propriedade agrega valor aplicado ao produto cartográfico, pois explicita onde cada fator tem maior contribuição para o risco, apoiando medidas direcionadas de gestão territorial. Por outro lado, a qualidade do ajuste depende da existência de padrões locais suficientemente consistentes; em anos com eventos mais rarefeitos e espacialmente dispersos (p.ex., 2007 e 2012), a modelagem tende a apresentar maior dificuldade para capturar a variabilidade espacial de forma estável.

O delineamento adotado integrou série temporal extensa com variáveis estáticas e dinâmicas, com o objetivo de aumentar a representatividade espaço-temporal do processo. A MGWR permitiu localizar áreas onde determinados condicionantes apresentaram contribuição estatisticamente significativa, reforçando o caráter multiescalar do controle sobre a suscetibilidade. Embora os resíduos padronizados não tenham apresentado aderência à normalidade (o que sugere que parte das relações pode não ter sido totalmente descrita pelo conjunto de variáveis), os testes de dependência espacial indicaram desempenho satisfatório: os agrupamentos LISA foram majoritariamente não significativos e não se concentraram em áreas de hotspot, e o Global Moran's I não indicou autocorrelação espacial residual relevante, sinalizando que a estrutura espacial principal foi adequadamente capturada pelo modelo.

Do ponto de vista cartográfico, os produtos indicaram incremento das áreas classificadas como muito alta suscetibilidade ao longo do tempo, alcançando 10,4% do território municipal e praticamente a totalidade da área urbana em 2022 (Figuras 8 e 12). Adicionalmente, ao sintetizar, por célula de grade, quais condicionantes apresentaram maior contribuição relativa (Figura 9), os resultados passam a oferecer subsídios operacionais para priorização de ações e alocação de recursos com base no peso espacial dos fatores.

Quanto ao desempenho preditivo, os indicadores reportados foram elevados nos anos avaliados (acurácia, precisão e AUC), mas houve redução de sensibilidade em 2007 e 2012, indicando maior proporção de falsos negativos nesses períodos. Essa limitação foi associada ao menor número de ocorrências e ao padrão espacial mais disperso dos eventos, condição que reduz a capacidade do método em estimar larguras de banda representativas. Em termos de implicação metodológica, os resultados reforçam que a estabilidade do ajuste e a detecção de

áreas suscetíveis dependem, em parte, da qualidade e da estrutura espacial do inventário de eventos, apontando caminhos objetivos para aprimoramentos.

5.2 Variações espaço-temporais em suscetibilidade a deslizamentos em Petrópolis

As zonas de maior suscetibilidade a deslizamentos concentraram-se, de forma consistente, nas porções sul e sudeste do município de Petrópolis, em concordância com o padrão espacial de intensidade de deslizamentos observado para 1940–2015 por Nemirovsky et al. (2018). Ao comparar os anos analisados, verificou-se aumento de extensão e maior variabilidade espacial nas áreas enquadradas como muito alta probabilidade, além da manutenção de um corredor estreito de alta suscetibilidade que se projeta do setor sudoeste em direção ao norte do município. Em torno das áreas críticas, predominam faixas de risco moderado, enquanto o restante do território permanece majoritariamente classificado como baixa e muito baixa suscetibilidade, com variações interanuais, mas com predomínio da classe “baixa”. Ressalta-se que a discretização das classes foi feita por quebras naturais (Jenks), como em aplicações semelhantes (Li et al., 2020; Lin et al., 2024; Zhao et al., 2024), o que implica que os intervalos numéricos de probabilidade não são diretamente comparáveis entre estudos; por exemplo, o menor valor observado aqui foi 0,49, enquanto em Gu et al. (2022) o limite inferior foi zero.

No conjunto de variáveis estáticas avaliadas, a intensidade do efeito seguiu a hierarquia: litologia > elevação > tipo de solo > distância a rios > aspecto. A distância a falhas/fraturas, embora frequentemente descrita como relevante em outros contextos (Zhao et al., 2024), não se manteve como variável significativa no presente estudo. A litologia destacou-se por apresentar significância praticamente generalizada e comportamento mais homogêneo no território, refletido por largura de banda de caráter global e variações muito pequenas nos coeficientes. Esse resultado é coerente com a literatura, que aponta a litologia como base material do comportamento geotécnico, uma vez que estrutura, composição e grau de intemperismo condicionam resistência e permeabilidade de rochas/solos (Gu et al., 2022; Zhao et al., 2019). Achados similares foram reportados em diferentes estratégias de modelagem, com litologia figurando entre os principais condicionantes (Canavesi et al., 2020; Gu et al., 2022; Zhao et al., 2024; Md.Sharafat et al., 2024). No presente estudo, entre as classes litológicas consideradas, os maiores valores de FR concentraram-se em GM (Gnaisses e Migmatitos) e

DTGG (Dioritos, Tonalitos, Gabros e Gnaisses); adicionalmente, granitos porfíricos também concentraram elevada ocorrência. A literatura descreve migmatitos e granitoides como litologias frequentemente fraturadas e falhadas (Guerra et al., 2007) e gnaisses como rochas com foliação marcada (Avelar et al., 2013), aspectos compatíveis com maior predisposição à instabilização.

Entre os condicionantes topográficos, elevação e aspecto foram mantidos por apresentarem menor redundância com o conjunto de preditores. A elevação apresentou coeficientes negativos relevantes e significância em grande parte das feições, com maior concentração de suscetibilidade em cotas abaixo de 1.000 m, coerente com a compartimentação do relevo de Petrópolis (áreas de vale e encostas próximas a setores urbanizados). O aspecto manteve significância mais limitada e coeficientes de menor magnitude, sugerindo papel secundário, como já indicado pelos padrões comparativos apresentados (p.ex., Figuras de distribuição e boxplots). Embora a declividade seja fisicamente plausível e frequentemente apontada como variável-chave (Canavesi et al., 2020; Alcântara et al., 2024), neste conjunto ela não permaneceu no modelo final, possivelmente por redundâncias e critérios de seleção aplicados no processo de triagem.

No bloco pedológico, o FR de solo manteve-se como preditor significativo, com coeficientes positivos em parcela substancial das feições, e com correspondência espacial consistente com a distribuição das classes LV, CX e AR, que apresentaram os maiores FR. Embora a erodibilidade não tenha sido selecionada pelo método final, vale registrar que, na área de estudo, solos com maior frequência de deslizamentos podem apresentar padrões de erodibilidade reportados para a região (CLEMENTE et al., 2017), sugerindo que a influência do atributo pode ocorrer de forma indireta e dependente de interação com outros fatores.

Quanto aos controles hidrológicos estáticos, a distância a rios apresentou coeficientes positivos de baixa magnitude, indicando aumento de suscetibilidade com o aumento da distância. Esse comportamento, embora possa divergir de interpretações univariadas baseadas apenas em histogramas, é compatível com uma modelagem multivariada e espacialmente heterogênea: o efeito aparente de um fator pode ser reconfigurado quando considerado em conjunto com litologia, uso/cobertura e precipitação. Ainda assim, processos erosivos e flutuações de nível associados a drenagens são reconhecidos como mecanismos que favorecem instabilização em diferentes contextos (Hua et al., 2021). O TWI não atingiu significância na regressão logística e, portanto, não foi incorporado ao MGWR; recomenda-se, em trabalhos

futuros, testar índices de umidade com maior aderência temporal, como o SMI, utilizado em Mantovani et al. (2023) e Alcântara et al. (2023, 2024).

Entre os condicionantes dinâmicos, a precipitação permaneceu como fator central por meio de PRCPTOT e R100, ambos com coeficientes positivos e elevada significância espacial. A importância da precipitação em modelos de suscetibilidade é amplamente reconhecida (Zhao et al., 2019), e seu peso em Petrópolis é reforçado pela combinação de chuva orográfica, influência sazonal da ZCAS e atuação de sistemas frontais, que aumentam saturação e favorecem gatilhos em encostas (Rosi et al., 2019; Alcântara et al., 2023). Observou-se que, dentro de um mesmo ano, maiores volumes se associam a níveis mais altos de suscetibilidade; entretanto, os anos com maior PRCPTOT não corresponderam necessariamente aos maiores números de eventos. Em 1988, por exemplo, registrou-se alto PRCPTOT e elevado número de deslizamentos, enquanto 2022 apresentou menor PRCPTOT, mas máxima ocorrência, em associação a episódios extremos de curta duração — aspecto refletido pela maior relevância de R100 em 2022 e coerente com registros de chuva intensa concentrada no tempo (Alcântara et al., 2023). Esse padrão reforça a necessidade de sistemas de alerta que considerem intensidade e duração dos eventos (Andrade et al., 2023).

Em síntese, os resultados evidenciam que a suscetibilidade em Petrópolis decorre da interação entre predisposição estrutural (com destaque para litologia e atributos do relevo) e gatilhos dinâmicos, sobretudo precipitação e mudanças associadas ao uso/cobertura, com efeitos que variam no espaço e no tempo. Apesar de limitações pontuais (como a não inclusão de TWI), a abordagem permitiu interpretar a suscetibilidade em múltiplas escalas e oferecer subsídios diretamente aplicáveis à gestão territorial do risco.

5.3 Implicações das variáveis relacionadas ao uso do solo sobre a suscetibilidade a deslizamentos

No conjunto de variáveis antrópicas e de cobertura vegetal analisadas — expansão urbana, perda florestal, LULC, cobertura florestal e NDVI — observou-se contribuição relevante para interpretar a dinâmica espaço-temporal da suscetibilidade, pois cada indicador representa mecanismos distintos de alteração do terreno e das condições de estabilidade.

A expansão urbana, estimada como variação percentual anual das áreas urbanizadas no entorno dos pontos, é reconhecida por potencialmente modificar a drenagem, aumentar a impermeabilização e intensificar pressões sobre encostas, elevando o risco (Ozturk et al., 2022).

Apesar de Alcântara et al. (2023) reportarem aumento expressivo (58,78%) de expansão urbana no município ao longo do período, essa variável não apresentou significância no modelo de regressão logística aplicado ao contraste entre pontos com e sem deslizamento. Resultado semelhante ocorreu para a perda florestal anual, frequentemente associada ao aumento da suscetibilidade por redução de coesão radicular e maior exposição à erosão (Schmaltz et al., 2017), mas que também não se mostrou significativa. Esses achados sugerem que a forma de mensuração espacial/temporal dessas variáveis pode não ter capturado adequadamente as diferenças entre as classes, indicando necessidade de testes futuros com mudanças na área de cálculo ao redor dos pontos (ex.: ajustes de buffer) e/ou séries históricas mais longas e consistentes.

O NDVI, empregado como proxy de vigor e densidade da vegetação, tem fundamentação clara como indicador de proteção do solo e redução de processos erosivos (Schmaltz et al., 2017). Contudo, mesmo após o uso de uma média móvel de três meses anteriores aos eventos — estratégia adotada para reduzir lacunas por nebulosidade —, o NDVI não foi selecionado como preditor significativo na regressão logística. Recomenda-se, em continuidade, avaliar diferentes janelas temporais e incorporar índices espectrais complementares para melhor representar respostas rápidas da vegetação frente a mudanças de uso e perturbações.

Em contrapartida, a variável LULC apresentou comportamento consistente com forte heterogeneidade espacial e elevado efeito no modelo, reforçando sua importância como síntese operacional das transformações do território. A análise por razão de frequência (FR) indicou maior suscetibilidade em classes urbanas e mosaicos; adicionalmente, áreas não vegetadas, embora com menor contagem bruta de eventos, exibiram FR alto, sugerindo instabilidade intrínseca quando combinadas a gatilhos, como precipitação intensa. Esse padrão é coerente com evidências de que tipos específicos de uso/cobertura podem amplificar ou mitigar o risco, dependendo do contexto geomorfológico e hidrológico (Quevedo et al., 2023).

Do ponto de vista aplicado, a concentração das classes de maior suscetibilidade em setores urbanizados é particularmente crítica, pois intensifica a vulnerabilidade humana e infraestrutural (Dias et al., 2018). A sobreposição entre construções mapeadas no OpenStreetMap e o mapa de suscetibilidade de 2022 indicou que 89,9% das edificações situam-se em áreas de muito alta suscetibilidade e 9,9% em áreas de alta suscetibilidade. Esse resultado reforça a urgência de políticas de ordenamento territorial e mitigação voltadas à redução da

exposição em áreas críticas, bem como ao direcionamento de intervenções estruturais e não estruturais onde risco e ocupação se sobrepõem.

A cobertura florestal, por sua vez, manteve coeficientes negativos no MGWR, corroborando seu papel estabilizador e protetivo, em linha com estudos prévios (Sabokbar et al., 2014). Além do efeito espacial, a análise temporal indicou agravamento da suscetibilidade em áreas com perda progressiva de vegetação, o que sustenta, como recomendação de gestão, a integração de conservação e recuperação florestal às estratégias de redução de risco.

Por fim, embora a distância a estradas seja frequentemente apontada como fator condicionante relevante (Gu et al., 2022; Zhao et al., 2024), sua inclusão foi inviabilizada pela exigência de consistência temporal ao longo de décadas. A malha viária modificou-se substancialmente com a expansão urbana e, sobretudo em assentamentos informais, a implantação e alteração de vias pode não estar documentada com precisão (Dias et al., 2018). Bases como OpenStreetMap, embora úteis para mapeamento atual, não garantem datas confiáveis de criação/modificação das vias para reconstrução histórica. Assim, a exclusão dessa variável priorizou comparabilidade temporal com os demais preditores; ainda assim, trata-se de uma agenda promissora para estudos futuros, com reconstrução histórica via sensoriamento remoto e integração de bases vetoriais com metadados temporais.

Em síntese, as variáveis de uso e cobertura da terra evidenciam como processos antrópicos e mudanças de vegetação influenciam a suscetibilidade de forma cumulativa e espacialmente heterogênea. A incorporação desses indicadores ao MGWR oferece base interpretável e diretamente aplicável ao planejamento urbano e à gestão de risco em contextos de alta vulnerabilidade.

5.4 Limitações e trabalhos futuros

Apesar dos avanços alcançados, é importante registrar limitações relacionadas (i) ao desenho metodológico, (ii) à disponibilidade/consistência de bases históricas e (iii) à complexidade inerente à integração entre regressão logística e MGWR em um recorte espaço-temporal longo.

A primeira limitação refere-se à resolução da grade utilizada para a predição (250 m). Essa escolha representou um compromisso entre detalhamento espacial e viabilidade computacional; contudo, pode suavizar variações microtopográficas e contrastes muito locais de uso e cobertura da terra, especialmente em áreas urbanas, onde deslizamentos

frequentemente ocorrem em encostas pequenas e altamente heterogêneas. Recomenda-se, em estudos futuros, a comparação sistemática entre resoluções (por exemplo, 100 m vs. 250 m), quantificando ganhos em sensibilidade/precisão e os respectivos custos computacionais.

Outra limitação diz respeito à exclusão de variáveis reconhecidas como condicionantes, por falta de séries históricas consistentes ou por incompatibilidade com o escopo temporal. A distância a estradas é um exemplo: ao longo de décadas, a malha viária se transforma intensamente — sobretudo em áreas informais — e a ausência de bases históricas robustas impede garantir a mesma coerência temporal adotada para os demais preditores. Como encaminhamento, estudos futuros podem reconstruir redes viárias históricas a partir de imagens de satélite multitemporais e/ou bases colaborativas quando houver metadados temporais minimamente confiáveis, complementadas por técnicas de reconstrução espacial para reduzir lacunas.

Também não foram incorporados indicadores hidrológicos adicionais capazes de representar melhor o armazenamento/umidade antecedente do solo. Embora o TWI não tenha apresentado significância na regressão logística neste estudo, a literatura sugere que outras métricas podem ser mais sensíveis à variabilidade temporal — em especial em eventos de curta duração — e, portanto, devem ser avaliadas em etapas futuras com diferentes formulações e fontes de dados.

A variabilidade temporal das variáveis dinâmicas constituiu um desafio adicional. O NDVI foi operacionalizado como média móvel de três meses para reduzir falhas por nebulosidade; entretanto, essa janela pode não capturar mudanças rápidas associadas a supressão/regeneração da vegetação. No caso da precipitação, PRCPTOT e R100 mostraram-se informativos, mas índices baseados em acumulados diários podem não representar adequadamente extremos subdiários de alta intensidade, frequentemente associados à deflagração de deslizamentos. Assim, quando disponível, recomenda-se incorporar precipitação em maior frequência temporal (por exemplo, dados horários) para aprimorar a detecção de eventos críticos. Em relação às fontes, o CHIRPS foi apropriado pela consistência histórica e cobertura espacial; por outro lado, pluviômetros oferecem maior resolução temporal, mas com baixa densidade espacial e lacunas. Uma estratégia promissora é a integração de ambas as fontes para refinar a relação chuva–deslizamento.

Do ponto de vista metodológico, foram adotadas etapas para mitigar multicolinearidade e garantir seleção criteriosa de variáveis: correlação de Pearson ($|r| > 0,7$), VIF (remoção de $VIF > 10$) e Relief para priorização quando havia redundância. Em seguida, a regressão logística

foi usada para estimar probabilidades (viabilizando a variável resposta contínua exigida pela MGWR) e para manter no modelo apenas preditores estatisticamente significativos. Com esse fluxo de pré-seleção, não se identificou necessidade de regularização adicional (por exemplo, Lasso/Ridge) no desenho adotado. A definição das larguras de banda na MGWR foi realizada automaticamente pelo algoritmo, com base em critérios de informação (p.ex., AICc), atribuindo escalas específicas a cada variável.

Ainda assim, a não normalidade dos resíduos sugere que parte das relações pode não ter sido plenamente representada, possivelmente pela ausência de preditores relevantes e/ou pela complexidade de processos locais. Além disso, em anos com eventos mais dispersos (como 2007 e 2012), a MGWR tende a encontrar maior dificuldade para consolidar padrões espaciais consistentes, reforçando a importância de estratégias metodológicas e bases explicativas que melhorem a representação da heterogeneidade em cenários de baixa concentração de eventos.

Como perspectivas, avanços em sensoriamento remoto e produtos de maior resolução podem elevar o poder explicativo e a utilidade aplicada do modelo: (i) índices dinâmicos de umidade do solo, (ii) precipitação de alta frequência, e (iii) reconstruções temporais de infraestrutura (como malha viária). Também são recomendáveis testes com diferentes janelas temporais para NDVI e métricas de precipitação, além da incorporação de dados quase em tempo real para melhor caracterização de gatilhos. Adicionalmente, modelos de Machine Learning podem ser explorados como complemento (ou em arranjos híbridos), combinando capacidade preditiva com a interpretação espacial que a MGWR oferece.

Por fim, recomenda-se ampliar a abordagem para cenários futuros de uso e cobertura da terra (expansão urbana, desmatamento, reflorestamento) e cenários climáticos com alterações em intensidade, frequência e duração das chuvas, de modo a transformar mapas de suscetibilidade em insumos operacionais para planejamento territorial, mitigação e alerta — com prioridade para as áreas urbanas identificadas como críticas. Estudos comparativos em regiões com condições geomorfológicas e climáticas semelhantes também podem fortalecer a validação e a generalização do arcabouço metodológico.

Como continuidade direta deste pós-doutorado, encontra-se em desenvolvimento a análise de limiares de suscetibilidade sob cenários futuros, integrando mudanças de uso e cobertura da terra e variações de precipitação. Essa etapa busca avaliar de que forma alterações antrópicas e climáticas podem deslocar faixas críticas de probabilidade e expandir (ou retrain) áreas enquadradas em níveis elevados de suscetibilidade, mantendo coerência com o arcabouço espaço-temporal adotado neste estudo. Trata-se de um produto em andamento, ainda sem

resultados consolidados para apresentação no presente relatório, mas já estruturado como linha de continuidade metodológica e aplicada do trabalho.

6 ORIENTAÇÕES

6.1 Orientações: Iniciação Científica no Ensino Médio (IC Jr)

No biênio, foram realizadas orientações de Iniciação Científica no Ensino Médio (IC Jr), com foco em temas de clima, extremos, qualidade ambiental e educação científica, envolvendo planejamento metodológico, acompanhamento de execução, apoio na análise/interpretação e preparação de produtos de divulgação/apresentação.

Concluídas no período (2024–2025)

- **Elizabete S. F. Baltazar** — *Mudanças Climáticas: Uma visão da perspectiva escolar* (IC Ensino Médio, 2024; EE Nelson do Nascimento Monteiro; financiadora: CNPq). **Reconhecimento:** 1º lugar no XXXVI Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2024).
- **Ananda Cristal Rigotto de Amorim** — *Análise das ondas de calor do Vale do Paraíba* (IC Ensino Médio, 2025; EE Nelson do Nascimento Monteiro; financiadora: CNPq).
- **Nicolli Albuquerque Batista** — *Avaliação histórica da qualidade do ar do município de São José dos Campos* (IC Ensino Médio, 2025; EE Nelson do Nascimento Monteiro; financiadora: CNPq). **Reconhecimento:** 2º lugar na 1ª fase do XXXVII Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2025).
- **Ananda Cristal Rigotto de Amorim** — *Cultura Oceânica e Mudanças Climáticas: impactos globais e desafios para comunidades costeiras* (IC Ensino Médio, 2025; EE Nelson do Nascimento Monteiro). **Reconhecimento:** 3º lugar no 10º Encontro da Caravana da Ciência (UNIFESP, 2025)

6.2 Orientações – Iniciação científica na Graduação

No período, foram realizadas **coorientações de iniciação científica na graduação**, com suporte ao delineamento do estudo, organização de base de dados, análise (estatística/espacial) e consolidação de produtos acadêmicos.

Coorientações na graduação (2024–2025)

- João Pedro de Andrade — Modelagem Espacial de Susceptibilidade a Deslizamentos de Terra com MGWR no Município de Angra dos Reis (RJ) (IC/Projeto de graduação, 2025 – Engenharia Ambiental – UNESP). **Orientador(a) principal: Enner Erênio de Alcântara. Papel:** coorientação. **Situação:** em andamento. **Atividades desenvolvidas:** apoio ao delineamento metodológico; estruturação de base geoespacial e variáveis condicionantes; definição e integração de cenários futuros de LULC com uso do Molusce e precipitação com dados do CMIP6; elaboração de rotinas de modelagem e validação; preparação de produtos cartográficos e relatório técnico. **Produtos (previstos/em construção):** mapa(s) de suscetibilidade por cenário/ano; síntese metodológica e resultados preliminares.

6.3 Colaborações técnico-científicas e redes de pesquisa

No biênio, as atividades de pesquisa foram desenvolvidas em rede, com integração metodológica e compartilhamento de dados/análises entre grupos, resultando em coautorias e produtos voltados à avaliação de suscetibilidade e risco hidrometeorológico (deslizamentos e inundações), além de estudos de eventos extremos.

Eixos de colaboração (organização por temática)

- Riscos e desastres hidrometeorológicos (inundações, enxurradas e eventos extremos): Coautorias com aplicação/integração de métodos de ML e análise multi-cenário para risco de inundação e enxurradas, incluindo estudos em bacias do sul/sudeste do Brasil (2024–2025).
- Deslizamentos de terra e suscetibilidade (modelagem espacial e drivers ambientais): Coautorias com ênfase em mapeamento e predição de suscetibilidade a deslizamentos, combinando fatores físicos (litologia, solo, relevo) e variáveis hidroclimáticas (2024–2025).
- Clima, mudanças climáticas e implicações para perigos geo-hidrológicos: Coautorias discutindo mudanças na suscetibilidade e intensificação de extremos sob variabilidade/clima em mudança (2024–2025).

Parecerista ad hoc (revisão por pares de manuscritos; 2024–2025)

- 2024 (4 pareceres concluídos): *Communications Earth & Environment* (1), *PLOS ONE* (1) e *Urban Climate* (2).
- 2025 (1 parecer concluído): *Landslides* (1).

Apresentações, palestras e comunicação científica

- Apresentação de trabalho/palestra: “*Análise Multidimensional da Interseção entre Queimadas e Serviços Ecossistêmicos na Mata Atlântica*” (2024).
- Participação em mesa redonda / atividade de comunicação científica: “*Qual é a formação desejada dos egressos de pós-graduação em risco e desastres diante do novo regime climático?*” (2024).
- Participação em evento científico: 1º Encontro Nacional de Estudantes de Pós-Graduação sobre Riscos e Desastres (2024), com apresentação de trabalho: “Fatores condicionantes espaçotemporais de deslizamentos no município de Petrópolis, RJ”.
- Atuação em evento científico (avaliação): Avaliadora no XXXV Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2024), na modalidade de avaliação de conjunto de trabalhos de Iniciação Científica Júnior.

Produção técnica e difusão (mídia)

- Participação em mídia com foco em educação, riscos e impactos ambientais, detalhando os registros do período: (i) *O papel da educação na segurança hídrica e na redução de riscos* (2025; Zatz, D.; Benso, C.; Tavares, H.; Baião, C. F. P. — <https://climacom.mudancasclimaticas.net.br/o-papel-da-educacao/>); (ii) *Impacto das queimadas na Mata Atlântica é tema do ‘Em Pauta’* (2024; Amancio, M. F.; Baião — Veículo: UNESP FM - “Em Pauta” - <https://open.spotify.com/episode/1nbwNxhyUh4YMPDcxelZs7?si=d63a2bec17634341>); e (iii) *Qual é a formação desejada dos egressos de pós-graduação em risco e desastres diante do novo regime climático?* (2024; Abreu, J.; Athaydes, J.; Alcântara, E.; Baião, C. F. P.).

Bancas examinadoras (no período)

- Participação em banca de Mestrado (2024): Jackes de Pablo Pereira Tiburcio (Ciências Ambientais, UNITAU) — “Índice de infraestrutura verde como recurso para a

sustentabilidade ambiental na Bacia Bacuri em Imperatriz-MA”.

- Participação em banca de Graduação (2024): Amanda Ayumi Kenshima Ribeiro (Engenharia Ambiental, UNESP) — “Análise da gestão da pesquisa científica em parques estaduais do Estado de São Paulo”; e Audrey Barta de Santana (Engenharia Ambiental, UNESP) — “Construção colaborativa de um protocolo de monitoramento de sistemas agroflorestais”.
- Participação em Exame de qualificação de mestrado (2024): Leonardo Chiarini dos Santos (Desastres Naturais, UNESP) — “A evolução das queimadas na Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte: um histórico entre 1985 e 2023”.

Produção bibliográfica (2024–2025)

2024

- Mantovani, J.; Alcântara, E.; Pampuch, L. A.; Praga Baião, C. F.; et al. *Assessing flood risks in the Taquari-Antas Basin (Southeast Brazil) during the September 2023 extreme rainfall surge*. npj Natural Hazards, 2024. (<https://dx.doi.org/10.1038/s44304-024-00009-8>)
- Baião, C. F. P.; Massi, K. G.; Sousa Junior, W. C. *Long-term assessment of fire-induced carbon loss in Southeast Atlantic Forest*. Revista Árvore (on-line), 2024. (<https://dx.doi.org/10.53661/1806-9088202448263806>)
- Alcântara, E.; Baião, C. F.; Guimarães, Y. C.; Marengo, J. A.; Mantovani, J. R. *Climate change-induced shifts in landslide susceptibility in São Sebastião (southeastern Brazil)*. Natural Hazards Research (in press), 2024. (<https://dx.doi.org/10.1016/j.nhres.2024.11.005>)
- Alcântara, E.; Baião, C. F.; Guimarães, Y. C.; Mantovani, J. R.; Marengo, J. A. *Machine learning approaches for mapping and predicting landslide-prone areas in São Sebastião (Southeast Brazil)*. Natural Hazards Research (in press), 2024. (<https://dx.doi.org/10.1016/j.nhres.2024.10.003>)

2025

- De Praga Baião, C. F.; Mantovani, J.; Alcântara, E. *Increasing Landslide Susceptibility in Urbanized Areas of Petrópolis Identified Through Spatio-Temporal Analysis*. Journal of South American Earth Sciences (v.160, art. 105509), 2025. (<https://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2025.105509>)

- Alcântara, E.; Guimarães, Y. C.; Baião, C. F. P.; Mantovani, J. R. *Interpretable machine learning for flood susceptibility mapping in the metropolitan region of São Paulo, Southeast Brazil*. Discover Geoscience, 2025.
(<https://dx.doi.org/10.1007/s44288-025-00362-9>)
- Alcântara, E.; Baião, C. F.; Guimarães, Y. C.; Mantovani, J. R.; Marengo, J. A. *Machine Learning Reveals Lithology and Soil as Critical Parameters in Landslide Susceptibility for Petrópolis (Rio de Janeiro State, Brazil)*. Natural Hazards Research (in press), 2025.
(<https://dx.doi.org/10.1016/j.nhres.2025.01.008>)
- De Lara Maia, A. C.; et al.; De Praga Baião, C. F.; et al. *Scale-Dependent Controls on Landslide Susceptibility in Angra dos Reis (Brazil) Revealed by Spatial Regression and Autocorrelation Analyses*. Geomatics, 2025.
(<https://dx.doi.org/10.3390/geomatics5040049>)
- Alcântara, E.; Baião, C. F.; Guimarães, Y.; Marengo, J. A.; Mantovani, J. R. *Tropical flash floods are becoming more frequent and widespread but are still underestimated*. Nature Geoscience (in press), 2025.
(<https://dx.doi.org/10.1038/s41561-025-01844-8>)
- Azevedo, E. F. de; Ferreira, W. J.; Silva, R. C.; et al.; Baião, C. F. P.; Targa, M. S. *Desafios e contradições da governança ambiental... (rio Araguaia)*. Research, Society and Development, 2025.
(<https://dx.doi.org/10.33448/rsd-v14i4.48699>)

7 DISCIPLINAS MINISTRADAS

No período do pós-doutorado, foram desenvolvidas atividades de docência na graduação, como colaboradora convidada, integrando ensino, pesquisa e formação aplicada por meio de Aprendizagem Baseada em Projeto (ABP), sob supervisão do Prof. Dr. Enner Erênio de Alcântara.

7.1 Disciplina Análise Espacial de Dados Ambientais – 1º semestre de 2025 (60h)

Atuação na disciplina com foco em análise espacial aplicada à gestão ambiental e avaliação de suscetibilidade a deslizamentos. As atividades foram organizadas em etapas de problematização, seleção e tratamento de variáveis ambientais, estruturação de bases

geoespaciais, aplicação de procedimentos de análise espacial, validação e comunicação científica.

Teve como produto integrador a construção de mapa de suscetibilidade a deslizamentos para o município de Angra dos Reis (RJ), com síntese metodológica e apresentação dos resultados. A disciplina culminou em publicação científica derivada do produto integrador. O estudo avaliou a suscetibilidade a deslizamentos em Angra dos Reis (RJ), onde declividades elevadas, chuva orográfica intensa e expansão urbana aumentam a exposição ao risco. Foi elaborado um inventário detalhado de 319 deslizamentos, a partir de imagens PlanetScope de alta resolução, após o evento de chuva de dezembro de 2023. Após testes de multicolinearidade e seleção de variáveis, foram mantidos 12 preditores (incluindo declividade, chuva, litologia, NDVI, perda florestal e distância a estradas). A modelagem por MGWR, em conjunto com Moran's I e LISA, evidenciou que os condicionantes operam em escalas espaciais distintas, com forte desempenho ($R^2 = 0,9357$; AICc = 134,9961; AUC = 0,9904) e hotspots High-High associados a setores íngremes e chuvosos próximos a áreas urbanizadas. Os resultados sustentam medidas de mitigação orientadas por evidências, com foco em estabilização de encostas, conservação de cobertura vegetal e controle de infraestrutura.

O artigo intitulado “Scale-Dependent Controls on Landslide Susceptibility in Angra dos Reis (Brazil) Revealed by Spatial Regression and Autocorrelation Analyses”, foi publicado na Revista Geomatics (<https://www.mdpi.com/2673-7418/5/4/49>).

7.2 Disciplina Introdução ao Sensoriamento Remoto – 2º semestre 2025 (60h)

Atuação na disciplina com ênfase em fundamentos e aplicações de sensoriamento remoto (princípios físicos e geométricos de aquisição de imagens, interpretação multiespectral e temporal, seleção e pré-processamento de dados e análise de séries temporais de índices de vegetação).

No âmbito da ABP, os estudantes desenvolveram um projeto integrador voltado à investigação de transições críticas e sinais de perda de resiliência em ecossistemas do Pantanal, utilizando fluxos de trabalho com Google Earth Engine e Python, análise de distúrbios e mudanças persistentes na vegetação, elaboração de sínteses e comunicação dos achados.

Nesta disciplina o produto integrador foi o manuscrito científico derivado do projeto integrador que investigou como pressões combinadas de seca e fogo afetam a resiliência de áreas úmidas tropicais, com foco no Pantanal. Foram integrados registros satelitais ópticos, micro-ondas e hidroclimáticos (1987–2021) em um cubo de dados bimestral a 300 m, combinando índices de vegetação derivados do Landsat (NDVI, EVI, NBR), VOD e áreas queimadas do MapBiomas Fogo. A abordagem estimou magnitude de impacto (Δ), tempo de recuperação da vegetação (TTR) e sinais de alerta precoce (EWS) de “critical slowing down” (variância, autocorrelação lag-1 e coeficiente de variação) em janelas pré- e pós-fogo. Observou-se recuperação óptica mais rápida (tipicamente dentro de um ano hidrológico), enquanto o VOD indicou recuperação estrutural mais lenta e heterogênea, com clusters persistentes de não recuperação em sub-bacias específicas. Os resultados mostraram que instabilidade pré-fogo se intensifica em ~6–12 meses antes da ignição e que EWS mais fortes predizem TTR mais longo, delimitando hotspots de erosão de resiliência em planícies de inundação sujeitas a feedbacks seca–fogo.

O artigo intitulado “Emerging resilience loss and fire-driven structural transitions in the Pantanal wetland” está em revisão na revista *Remote Sensing Applications: Society and Environment* (**RSASE-D-25-02744, 24/11/2025**).

REFERÊNCIAS

- Ahmed CR, Masiero. Fatores que influenciam a erodibilidade nos solos do município de Campos dos Goytacazes-RJ sob uma análise multicritério. 2023. doi: N/D.
- Alcântara E, Baião CF, Guimarães Y, Marengo JA, Mantovani JR. Tropical flash floods are becoming more frequent and widespread but are still underestimated. *Nat Geosci*. 2025. doi:10.1038/s41561-025-01844-8.
- Alcântara E, Baião CF, Guimarães YC, Mantovani JR, Marengo JA. Climate change-induced shifts in landslide susceptibility in São Sebastião (southeastern Brazil). *Nat Hazards Res*. 2024. doi:10.1016/j.nhres.2024.11.005.
- Alcântara E, Baião CF, Guimarães YC, Mantovani JR, Marengo JA. Machine learning approaches for mapping and predicting landslide-prone areas in São Sebastião (Southeast Brazil). *Nat Hazards Res*. 2024. doi:10.1016/j.nhres.2024.10.003.
- Alcântara E, Baião CF, Guimarães YC, Mantovani JR, Marengo JA. Machine learning reveals lithology and soil as critical parameters in landslide susceptibility for Petrópolis (Rio de Janeiro State, Brazil). *Nat Hazards Res*. 2025. doi:10.1016/j.nhres.2025.01.008.
- Alcântara E, Guimarães YC, Baião CFP, Mantovani JR. Interpretable machine learning for flood susceptibility mapping in the metropolitan region of São Paulo, Southeast Brazil. *Discover Geoscience*. 2025. doi:10.1007/s44288-025-00362-9.
- Alcântara E, Marengo JA, Mantovani J, Londe LR, San RLY, Park E, et al. Deadly disasters in southeastern South America: flash floods and landslides of February 2022 in Petrópolis, Rio de Janeiro. *Nat Hazards Earth Syst Sci*. 2023;23:1157–1175. doi:10.5194/nhess-23-1157-2023.
- Alves GJ, Mello CR, Guo L. Rainfall disasters under the changing climate: a case study for the Rio de Janeiro mountainous region. *Nat Hazards*. 2023;116:1539–1556. doi:10.1007/s11069-022-05727-8.
- Andrade MRM, Bortolozo CA, Carvalho AR, Egas HM, Garcia K, Metodiev D, et al. The SNAKE System: CEMADEN's Landslide Early Warning System (LEWS) mechanism. *Int J Geosci*. 2023;14:1146–1159. doi:10.4236/ijg.2023.1411058.
- ASF DAAC. ALOS PALSAR Radiometric Terrain Corrected High Res (JAXA/METI). 2023. doi:10.5067/JBYK3J6HFSVF.
- Assis Dias MC, Saito SM, Alvalá RCS, Stenner C, Pinho G, Nobre CA, et al. Estimation of exposed population to landslides and floods risk areas in Brazil, on an intra-urban scale. *Int J Disaster Risk Reduct*. 2018;31:449–459. doi:10.1016/j.ijdr.2018.06.002.
- Avelar AS, Netto ALC, Lacerda WA, Becker LB, Mendonça MB. Mechanisms of the recent catastrophic landslides in the mountainous range of Rio de Janeiro, Brazil. In: *Landslide Science and Practice: Global Environmental Change*. 2013;4:265–270. doi:10.1007/978-3-642-31337-0_34.
- Azevedo Couto G, Sanchez A, Santos Alvalá RC, Nobre CA. Natural hazards fatalities in Brazil, 1979–2019. *Nat Hazards*. 2023;118:1487–1514. doi:10.1007/s11069-023-06059-x.

Azevedo EF, Ferreira WJ, Silva RC, et al.; Baião CFP; Targa MS. Desafios e contradições da governança ambiental... (Rio Araguaia). *Res Soc Dev*. 2025. doi:10.33448/rsd-v14i4.48699.

Baião CFP, Massi KG, Sousa Junior WC. Long-term assessment of fire-induced carbon loss in Southeast Atlantic Forest. *Rev Árvore* (online). 2024. doi:10.53661/1806-9088202448263806.

Bertolozo CA, Andrade MRM, Mendes TSG, Egas HM, Moraes MAE, Pryer T, et al. The Tragedy of Morro do Centenário in Petrópolis—analyzed from a multidisciplinary perspective. AGU Fall Meeting; 12–16 Dec 2022; Chicago, IL. 2022. doi: N/D.

Blaudt LM, Alvarenga TW, Garin Y. Desastre ocorrido em Petrópolis no verão de 2022: aspectos gerais e dados da Defesa Civil. *Geociências*. 2023;42:59–71. doi:10.5016/geociencias.v42i01.17210.

Canavesi V, Segoni S, Rosi A, Ting X, Nery T, Catani F, et al. Different approaches to use morphometric attributes in landslide susceptibility mapping based on meso-scale spatial units: a case study in Rio de Janeiro (Brazil). *Remote Sens*. 2020;12:1826. doi:10.3390/rs12111826.

Carvalho LV, Mu Y, Jones C. The South Atlantic Convergence Zone and the 2022 extreme precipitation events. AGU Fall Meeting; 2022. doi: N/D.

Chen W, Zhang S. GIS-based comparative study of Bayes network, Hoeffding tree and logistic model tree for landslide susceptibility modeling. *Catena*. 2021;203:105344. doi:10.1016/j.catena.2021.105344.

Clemente EP, Oliveira AP, Fontana A, Martins ALSE, et al. Erodibilidade dos solos da Região Serrana do Rio de Janeiro obtida por diferentes equações de predição indireta. 2017. doi: N/D.

Correia Filho WLF, Souza PH, Oliveira-Júnior JF, Santiago DB, Lyra GB, Zeri M, et al. The wind regime over the Brazilian Southeast: spatial and temporal characterization using multivariate analysis. *Int J Climatol*. 2022;42:1767–1788. doi:10.1002/joc.7334.

De Lara Maia AC, et al.; De Praga Baião CFP, et al. Scale-dependent controls on landslide susceptibility in Angra dos Reis (Brazil) revealed by spatial regression and autocorrelation analyses. *Geomatics*. 2025;5(4):49. doi:10.3390/geomatics5040049.

De Praga Baião CFP, Mantovani J, Alcântara E. Increasing landslide susceptibility in urbanized areas of Petrópolis identified through spatio-temporal analysis. *J S Am Earth Sci*. 2025;160:105509. doi:10.1016/j.jsames.2025.105509.

EMBRAPA Solos. Mapa de erodibilidade dos solos à erosão hídrica do Brasil. 2020. doi: N/D.

Fang Z, Wang Y, van Westen CJ, Lombardo L. Space-time modeling of landslide size by combining static, dynamic, and unobserved spatiotemporal factors. *Catena*. 2024;240:107989. doi:10.1016/j.catena.2024.107989.

Froude MJ, Petley DN. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Nat Hazards Earth Syst Sci*. 2018;18:2161–2181. doi:10.5194/nhess-18-2161-2018.

Funk C, Peterson P, Landsfeld M, Pedreros D, Verdin J, Shukla S, et al. The climate hazards infrared precipitation with stations—A new environmental record for monitoring extremes. *Sci Data*. 2015;2:150066. doi:10.1038/sdata.2015.66.

Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D, Moore R. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens Environ.* 2017;202:18–27. doi:10.1016/j.rse.2017.06.031.

Goyes-Peñafiel P, Hernandez-Rojas A. Landslide susceptibility index based on the integration of logistic regression and weights of evidence: a case study in Popayán, Colombia. *Eng Geol.* 2021;280:105958. doi:10.1016/j.enggeo.2020.105958.

Gu T, Li J, Wang M, Duan P. Landslide susceptibility assessment in Zhenxiong County of China based on geographically weighted logistic regression model. *Geocarto Int.* 2022;37:4952–4973. doi:10.1080/10106049.2021.1903571.

Guerra A. Catastrophic events in Petrópolis city (Rio de Janeiro State), between 1940 and 1990. *GeoJournal.* 1995;37:349–354. doi:10.1007/BF00814015.

Guerra AJT, Lopes PBM, Santos Filho RD. Características geográficas e geomorfológicas da APA, Petrópolis, RJ. *Rev Bras Geomorfol.* 2007;8:77–86. doi:10.20502/rbg.v8i1.87.

Guerra Fardin SCS, Aguilar-Muñoz V, Freire Dias L, Tanus e Bastos BJM, Amaral Cunha APM. Identification of extreme rainfall events and disasters triggered by rain in Petrópolis-RJ. *Sust Debate.* 2023;14:84–98. doi:10.18472/SustDeb.v14n2.2023.49463.

Hua Y, Wang X, Li Y, Xu P, Xia W. Dynamic development of landslide susceptibility based on slope unit and deep neural networks. *Landslides.* 2021;18:281–302. doi:10.1007/s10346-020-01444-0.

Jiang W, Chen G, Meng X, Jin J, Zhao Y, Lin L, et al. Probabilistic rainfall threshold of landslides in data-scarce mountainous areas: a case study of the Bailong River Basin, China. *Catena.* 2022;213:106190. doi:10.1016/j.catena.2022.106190.

Leal de Moraes OL. Proposing a metric to evaluate early warning system applicable to hydrometeorological disasters in Brazil. *Int J Disaster Risk Reduct.* 2023;87:103579. doi:10.1016/j.ijdrr.2023.103579.

Li Y, Liu X, Han Z, Dou J. Spatial proximity-based geographically weighted regression model for landslide susceptibility assessment: a case study of Qingchuan area, China. *Appl Sci.* 2020;10:1107. doi:10.3390/app10031107.

Lima AO, Lyra GB, Abreu MC, Oliveira-Júnior JF, Zeri M, Cunha-Zeri G. Extreme rainfall events over Rio de Janeiro State, Brazil: characterization using probability distribution functions and clustering analysis. *Atmos Res.* 2021;247:105221. doi:10.1016/j.atmosres.2020.105221.

Lima P, Steger S, Glade T, Murillo-García FG. Literature review and bibliometric analysis on data-driven assessment of landslide susceptibility. *J Mt Sci.* 2022;19:1670–1698. doi:10.1007/s11629-021-7254-9.

Lin Y, Zhang F, Jin Y, Wen L, Yu Y, Zhang L, et al. Spatial non-stationarity effects of driving factors on landscape ecological risk: a case of the Xiamen-Zhangzhou-Quanzhou Urban Agglomeration, China. *Ecol Indic.* 2024;167:112660. doi:10.1016/j.ecolind.2024.112660.

Luiz-Silva W, Oscar-Júnior AC. Climate extremes related with rainfall in Rio de Janeiro State, Brazil: a review. *Nat Hazards.* 2022;114:713–732. doi:10.1007/s11069-022-05409-5.

Mantovani J, Alcântara E, Pampuch LA, Praga Baião CFP, et al. Assessing flood risks in the Taquari-Antas Basin (Southeast Brazil) during the September 2023 extreme rainfall surge. *npj Nat Hazards*. 2024;1:9. doi:10.1038/s44304-024-00009-8.

Mantovani JR, Bueno GT, Alcântara E, Park E, Cunha AP, Londe L, et al. Novel landslide susceptibility mapping based on multi-criteria decision-making in Ouro Preto, Brazil. *J Geovisualization Spat Anal*. 2023;7:13. doi:10.1007/s41651-023-00138-0.

MapBiomass Project. Collection 8 of the annual land use land cover maps of Brazil. 2023. doi: N/D.

Marengo J, Alves LM. The 2011 intense rainfall and floods in Rio de Janeiro. *Bull Am Meteorol Soc*. 2012;93(Suppl):S175–S177. doi: N/D.

Marengo JA, Alcântara E, Cunha AP, Seluchi M, Nobre CA, Dolif G, et al. Flash floods and landslides in Recife, Northeast Brazil after heavy rain on May 25–28, 2022: causes, impacts, and disaster preparedness. *Weather Clim Extrem*. 2023;39:100545. doi:10.1016/j.wace.2022.100545.

Mattivi P, Franci F, Lambertini A, Bitelli G. TWI computation: a comparison of different open source GISs. *Open Geospatial Data Softw Stand*. 2019;4:6. doi:10.1186/s40965-019-0066-y.

Md Sharafat C, Md Naimur R, Md Sujon S, Md Abu S, Mahmud KH, Hafsa B. GIS-based landslide susceptibility mapping using logistic regression, random forest and decision and regression tree models in Chattogram District, Bangladesh. *Heliyon*. 2024;10:e23424. doi:10.1016/j.heliyon.2023.e23424.

Moreno M, Lombardo L, Crespi A, Zellner PJ, Mair V, Pittore M, et al. Space-time data-driven modeling of precipitation-induced shallow landslides in South Tyrol, Italy. *Sci Total Environ*. 2024;912:169166. doi:10.1016/j.scitotenv.2023.169166.

Nemirovsky AKS, Neves LV, Fernandes MC. Análise da distribuição espacial de deslizamentos no município de Petrópolis (RJ) entre 1940 a 2015. *Rev Cont*. 2018;7:85–96. doi: N/D.

Netto ALC, Fernandes M, Nunes F, Bertassoni G, et al. The most recent disaster related to extreme rainfall induced landslides and floods: Petrópolis, Rio de Janeiro State, SE-Brazil. *10th Int Conf Geomorphol*; 2022. doi:10.5194/icg2022-628.

Neves LV. Estudo geocológico de deslizamentos e inundações em Petrópolis (RJ): reflexões sobre o paradoxo do Primeiro Distrito. *Dissertação (Mestrado) – UFRJ*. 2017. doi: N/D.

O'Brien RM. A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors. *Qual Quant*. 2007;41:673–690. doi:10.1007/s11135-006-9018-6.

Ochi H, Shimoda Y, Nishio Y, Machado RP. Sediment-related disasters in Petrópolis, Brazil, on February 15 and March 20, 2022. *Int J Eros Control Eng*. 2022;15:31–38. doi:10.13101/ijece.15.31.

Oda PSS, Teixeira DLS, Pinto TAC, Silva FP, Riondet-Costa DRT, Mattos EV, et al. Disasters in Petrópolis, Brazil: political, urban planning, and geometeorological factors that contributed to the event on February 15, 2022. *Urban Clim*. 2024;54:101849. doi:10.1016/j.uclim.2024.101849.

Ozturk U, Bozzolan E, Holcombe EA, Shukla R, Pianosi F, Wagener T. How climate change and unplanned urban sprawl bring more landslides. *Nature*. 2022;608:262–265. doi:10.1038/d41586-022-02141-9.

Peng CJ, Lee KL, Ingersoll GM. An introduction to logistic regression analysis and reporting. *J Educ Res*. 2002;96(1):3–14. doi: N/D.

Pettorelli N, Vik JO, Mysterud A, Gaillard JM, Tucker CJ, Stenseth NC. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends Ecol Evol*. 2005;20:503–510. doi:10.1016/j.tree.2005.05.011.

Pradhan B, Chaudhari A, Adinarayana J, Buchroithner MF. Soil erosion assessment and its correlation with landslide events using remote sensing data and GIS: a case study at Penang Island, Malaysia. *Environ Monit Assess*. 2012;184:715–727. doi:10.1007/s10661-011-1996-8.

Prathom K, Sujitapan C. Performance of logistic regression and support vector machine conjunction with GIS and RS in landslide susceptibility assessment: Nakhon Si Thammarat, Thailand. *J King Saud Univ Sci*. 2024;36:103306. doi:10.1016/j.jksus.2024.103306.

Quevedo RP, Anderson LO, Horta ITLG, Velástegui-Montoya A, Veiga RQ, Cardozo CP, et al. The relationship between landslide occurrence and land use and land cover. In: XX Simpósio Bras Sensoriamento Remoto; 2023. p.1564–1567. doi: N/D.

Rosi A, Canavesi V, Segoni S, Dias Nery T, Catani F, Casagli N. Landslides in the mountain region of Rio de Janeiro: a proposal for the semi-automated definition of multiple rainfall thresholds. *Geosciences*. 2019;9:203. doi:10.3390/geosciences9050203.

Sabokbar HF, Roodposhti MS, Tazik E. Landslide susceptibility mapping using geographically-weighted principal component analysis. *Geomorphology*. 2014;226:15–24. doi:10.1016/j.geomorph.2014.07.026.

Schmaltz EM, Steger S, Glade T. The influence of forest cover on landslide occurrence explored with spatio-temporal information. *Geomorphology*. 2017;290:250–264. doi:10.1016/j.geomorph.2017.04.024.

Shang H, Su L, Chen W, Tsangaratos P, Ilia I, Liu S, et al. Spatial prediction of landslide susceptibility using LR, functional trees, and random subspace functional trees for Pengyang County, China. *Remote Sens*. 2023;15:4952. doi:10.3390/rs15204952.

Skonja MR, Kononenko I. Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. *Mach Learn*. 2003;53:23–69. doi: N/D.

Souza CMJ, Shimbo JZ, Rosa MR, Parente LL, Alencar AA, Rudor BFT, et al. Reconstructing three decades of land use and land cover changes in Brazilian biomes with Landsat archive and Earth Engine. *Remote Sens*. 2020;12:2735. doi:10.3390/rs12172735.

Sur U, Singh P, Rai PK, Thakur JK. Landslide probability mapping using fuzzy numerical risk factor and landscape change for road corridor of Uttarakhand, India. *Environ Dev Sustain*. 2021;23:13526–13554. doi:10.1007/s10668-021-01226-1.

Torres GP, Carmo LFR, Palmeira A. Study of the relationship between precipitation and landslides in Petrópolis-RJ. *Sist Gest*. 2020;15:38–45. doi: N/D.

Tyagi A, Tiwari RK, James N. Prediction of the future landslide susceptibility scenario based on LULC and climate projections. *Landslides*. 2023;20:1837–1852. doi:10.1007/s10346-023-02088-6.

WMO. State of the Climate in Latin America and the Caribbean. 2021. doi: N/D.

Xu Z, Liao L, Hou S, Gan Q, Shen S, Cao Y, et al. Modeling multi-scale relationships between wilderness area changes and potential drivers. *J Nat Conserv*. 2024;78:126583. doi:10.1016/j.jnc.2024.126583.

Zhang H, Wang Z. Human activities and natural geographical environment and their interactive effects on sudden geologic hazard. *Appl Geogr*. 2022;143:102711. doi:10.1016/j.apgeog.2022.102711.

Zhao Y, Wang R, Jiang Y, Liu H, Wei Z. GIS-based logistic regression for rainfall-induced landslide susceptibility mapping under different grid sizes. *Eng Geol*. 2019;259:105147. doi:10.1016/j.enggeo.2019.105147.

Zhao Z, Xu Z, Hu C, Wang K, Ding X. Geographically weighted neural network considering spatial heterogeneity for landslide susceptibility mapping. *Catena*. 2024;234:107590. doi:10.1016/j.catena.2023.107590.

Zhu X, Li P, Wang B, Zhao S, Zhang T, Yao Q. Construction of landscape eco-geological risk assessment framework in coal mining area using multi-source remote sensing data. *Ecol Inform*. 2024;81:102635. doi:10.1016/j.ecoinf.2024.102635.

ANEXOS

Anexo A — Orientações (IC Jr): certificados/declarações de participação, apresentação e premiação

- Certificado/declaração de apresentação e comprovação de premiação — Elizabete S. F. Baltazar: 1º lugar no XXXVI Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2024).



- Certificado/declaração de apresentação — Nicolli Albuquerque Batista no XXXVI Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2024). *Poluição do ar no ambiente escolar: Uma avaliação da perspectiva escolar.*



- Certificado/declaração de apresentação — Ananda Cristal Rigotto de Amorim: *Análise das ondas de calor do Vale do Paraíba (2025)*.



- Certificado/declaração de apresentação e comprovação de premiação — Nicolli Albuquerque Batista: 2º lugar na 1ª fase do XXXVII Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2025) – *Avaliação Histórica da Qualidade do ar do Município de São José dos Campos*.





- Certificado/declaração de apresentação e comprovação de premiação — Ananda Cristal Rigotto de Amorim: 3º lugar no 10º Encontro da Caravana da Ciência (UNIFESP, 2025). *Cultura oceânica e mudanças climáticas: impactos globais e desafios para comunidades costeiras*.



Anexo B — Apresentações, palestras e comunicação científica (comprovantes/certificados)

- Certificado/declaração de apresentação/palestra: **“Análise Multidimensional da Interseção entre Queimadas e Serviços Ecossistêmicos na Mata Atlântica”** (2024) e Certificado/declaração de participação em mesa redonda/atividade de comunicação científica: **“Qual é a formação desejada dos egressos de pós-graduação em risco e desastres diante do novo regime climático?”** (2024).



MINISTÉRIO DA
CIÊNCIA, TECNOLOGIA
E INOVAÇÃO



CENTRO NACIONAL DE MONITORAMENTO E ALERTAS DE DESASTRES NATURAIS
Centro Nacional de Monitoramento e Alerta de Desastres Naturais
Direção do CEMADEN

DECLARAÇÃO

Declaramos que **Cheila Baião**, participou do Curso de Pesquisa Integrada em Risco de Desastre (PIRD) organizado pelo Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais – Cemaden e oferecido na condição de capacitação do Mestrado Profissional do Programa de Pós-Graduação em Desastres Naturais da Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, realizado de 16 a 20 de setembro de 2024, em São José dos Campos, Estado de São Paulo.

(assinado eletronicamente)
Regina Célia dos Santos Alvalá
Diretora Substituta - CEMADEN/MCTI

(assinado eletronicamente)
Silvia Midori Saito
Coordenadora Geral do PIRD - CEMADEN/MCTI

São José dos Campos, 25 de setembro de 2024.

PROGRAMAÇÃO

Dia 16 de setembro de 2024 (Segunda-feira)

Horário	Atividade	Responsável
8:30	8:45 Cadastramento	Portaria - CEMADEN
8:45	10:15 Recepção dos alunos e professores; apresentação institucional do CEMADEN	Silvia Saito (CEMADEN)
10:15	10:30 Intervalo	
10:30	11:30 Aula magna: Extremos climáticos no Brasil em 2023 2024: Seca no Norte e enchentes no Sul	Jose Marengo (CEMADEN)
11:30	12:00 Atividade de avaliação do PIRD	Silvia Saito (CEMADEN)
12:00	13:30 Almoço	
13:30	15:00 Diretrizes do Marco de Sendai para a Redução do Risco de Desastres e relevância para os territórios brasileiros	Clément da Cruz (UNDRR)
15:00	15:15 Intervalo	
15:15	15:45 Análise Multidimensional da Interseção entre Queimadas e Serviços Ecossistêmicos na Mata Atlântica	Cheila Baião (Unesp/CEMADEN) – Menção honrosa no Prêmio CAPES de tese/2023
15:45	17:00 Mesa redonda: Qual é a formação desejada dos egressos de pós-graduação em risco e desastres diante do novo regime climático?	Janete Abreu (Coordenadora do PPGDN-UFSC) João Athaydes (Coordenador do PPGGRD-UFPA) Enner H. Alcântara (Coordenador do PPGDN-UNESP/CEMADEN) Cheila Baião (Aluna egressa do PPGDN-Unesp/CEMADEN)

- Certificado/declaração de participação e apresentação de trabalho no **1º Encontro Nacional de Estudantes de Pós-Graduação sobre Riscos e Desastres** (2024): **“Fatores condicionantes espaçotemporais de deslizamentos no município de Petrópolis, RJ”**.



- Certificado/declaração de participação e apresentação de trabalho no **1º Encontro Nacional de Estudantes de Pós-Graduação sobre Riscos e Desastres (2024)**: **"Poluição atmosférica e mudanças climáticas: percepção escolar no Ensino Médio"**.



- Certificado/declaração de atuação como avaliadora no **XXXV Congresso de Iniciação Científica da UNESP (2024)** — avaliação de conjunto de trabalhos de IC Jr.



Anexo C – Bancas examinadoras

- Declaração/certificado de participação em banca de Mestrado (2024): Jackes de Pablo Pereira Tiburcio (Ciências Ambientais, UNITAU) — “Índice de infraestrutura verde como recurso para a sustentabilidade ambiental na Bacia Bacuri em Imperatriz-MA”.





Universidade de Taubaté
 Autarquia Municipal de Regime Especial
 Reconhecida pelo Doc. Fed. nº 78.924/78
 Reconhecida pelo CEE/SP
 CNPJ 45.176.153/0001-32

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-graduação – PRPPG
 Rua Visconde do Rio Branco, 210 | Centro | Taubaté-SP
 (12) 3625-4217 | prppg@unitau.br

ATA DA DEFESA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO PROFISSIONAL EM CIÊNCIAS AMBIENTAIS DO ALUNO JACKES DE PABLO PEREIRA TIBURCIO

Ao terceiro dia do mês de outubro do ano de dois mil e vinte e quatro, realizou-se por meio virtual, a sessão pública de defesa de dissertação de mestrado intitulada: “ÍNDICE DE INFRAESTRUTURA VERDE COMO RECURSO PARA A SUSTENTABILIDADE AMBIENTAL NA BACIA BACURI EM IMPERATRIZ-MA”, apresentada pelo mestrando Jackes de Pablo Pereira Tiburcio, graduado em Engenharia Civil pela Faculdade ITPAC/Porto, que concluiu os créditos exigidos para obtenção do grau de “Mestre em Ciências Ambientais, segundo os registros constantes na Secretaria do Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais no processo nº SPG- 007593/2024. Os trabalhos foram instalados às 18h30 pelo Prof. Dr. Marcelo dos Santos Targa, constituída pelos Professores Doutores Willian José Ferreira e Cheila Flavia de Praga Baião. A Banca Examinadora, tendo decidido aceitar a dissertação, passou à arguição pública do candidato. Encerrados os trabalhos da defesa da dissertação, os examinadores deram o parecer final:

Prof. Dr. Marcelo dos Santos Targa (Orientador)
 Considerou o aluno: __Aprovado__

Prof. Dr. Willian José Ferreira (Membro Interno)
 Considerou o aluno: __Aprovado__

Prof. Dra. Cheila Flavia de Praga Baião (Membro Externo)
 Considerou o aluno: __Aprovado__

Encerrados os trabalhos eu, **Alessandra Aparecida Ramos**, Secretária do Programa de Pós-graduação em Ciências Ambientais – Mestrado Profissional, da Universidade de Taubaté, lavrei a presente ata que assino juntamente com os membros da Banca Examinadora.



Documento assinado digitalmente
MARCELO DOS SANTOS TARGA
 Data: 03/10/2024 21:21:10-0300
 Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Taubaté, 03 de outubro de 2024.

Prof. Dr. Marcelo dos Santos Targa (Orientador)



Documento assinado digitalmente
WILLIAN JOSÉ FERREIRA
 Data: 04/10/2024 09:43:35-0300
 Verifique em <https://validar.it.gov.br>



Documento assinado digitalmente
WILLIAN JOSÉ FERREIRA
 Data: 04/10/2024 09:43:35-0300
 Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. Willian José Ferreira (Membro Interno)



Documento assinado digitalmente
CHEILA FLAVIA DE PRAGA BAIÃO
 Data: 04/10/2024 18:33:43-0300
 Verifique em <https://validar.it.gov.br>



Documento assinado digitalmente
CHEILA FLAVIA DE PRAGA BAIÃO
 Data: 04/10/2024 18:33:43-0300
 Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Profa. Dra. Cheila Flavia de Praga Baião (Membro externo)

- Declaração/certificado de participação em banca de Graduação (2024): Amanda Ayumi Kenshima Ribeiro (Engenharia Ambiental, UNESP) — “Análise da gestão da pesquisa científica em parques estaduais do Estado de São Paulo”.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de São José dos Campos



Instituto de Ciência e Tecnologia
UNESP

CERTIFICADO

CERTIFICO, para os devidos fins, que a **Profª. Drª. KLÉCIA GILI MASSI** atuou como ORIENTADORA do TRABALHO DE GRADUAÇÃO da discente **Amanda Ayumi Kenshima Ribeiro**, do Curso de Graduação em Engenharia Ambiental, deste Instituto de Ciência e Tecnologia do Campus de São José dos Campos da UNESP, do trabalho intitulado "ANÁLISE DA GESTÃO DA PESQUISA CIENTÍFICA EM PARQUES ESTADUAIS DO ESTADO DE SÃO PAULO".

CERTIFICO ainda que o trabalho foi avaliado e aprovado pela Banca Examinadora, em 24/05/2024 às 10h30min, constituída pelos seguintes membros:

Profª. Drª. KLÉCIA GILI MASSI

Prof. Assoc. FERNANDO LUIZ DE CAMPOS CARVALHO

Drª. CHEILA FLÁVIA DE PRAGA BAIÃO

Membro **suplente**:

Profª. Drª. TATIANA SUSSEL GONÇALVES MENDES

CERTIFICO também que o Pesquisador HUMBERTO GALLO JUNIOR atuou como COORIENTADOR no referido trabalho.

São José dos Campos, 25 de junho de 2024.



Prof. Dr. ADRIANO BRESSANE
Coordenador do Curso
Graduação em Engenharia Ambiental

Seção Técnica de Graduação - Instituto de Ciência e Tecnologia - Campus de São José dos Campos
 Avenida Eng. Francisco José Longo, 777 - CEP 12245-066 - São José dos Campos - São Paulo - Brasil
 Tel.: (12) 2947-9015/9329 - e-mail: graduação@ict.unesp.br
 CNPJ 46.031.918/0014-49

- Declaração/certificado de participação em banca de Graduação (2024): Audrey Barta de Santana (Engenharia Ambiental, UNESP) — “Construção colaborativa de um protocolo de monitoramento de sistemas agroflorestais”.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"
Campus de São José dos Campos



ICT Instituto de Ciência e Tecnologia
do Vale do Paraíba
UNESP

CERTIFICADO

CERTIFICO, para os devidos fins, que a **Profa. Dra. Klécia Gili Massi** atuou como ORIENTADORA do TRABALHO DE GRADUAÇÃO da discente **Audrey Barta de Santana**, do Curso de Graduação em Engenharia Ambiental, deste Instituto de Ciência e Tecnologia do Campus de São José dos Campos da UNESP, do trabalho intitulado "CONSTRUÇÃO COLABORATIVA DE UM PROTOCOLO DE MONITORAMENTO DE SISTEMAS AGROFLORESTAIS".

CERTIFICO ainda que o trabalho foi avaliado e aprovado pela Banca Examinadora, em 07/11/2024 às 14h, constituída pelos seguintes membros:

Profa. Dra. KLÉCIA GILI MASSI

Profa. Assoc. SUZELEI RODGHER

CHEILA FLÁVIA DE PRAGA BAIÃO

Membro **suplente**:

Prof. Assoc. FERNANDO LUIZ DE CAMPOS CARVALHO

São José dos Campos, 04 de dezembro de 2024.



Profa. Dra. Luana Albertani Pampuch Bortolozo
Coordenadora do Curso
Graduação em Engenharia Ambiental

Setor Técnico de Graduação - Instituto de Ciência e Tecnologia - Campus de São José dos Campos
 Avenida Eng. Francisco José Longo, 777 - CEP 12245-000 - São José dos Campos - São Paulo - Brasil
 Tel.: (12) 3947-6015/6129 - e-mail: graduacao@ict.unesp.br
 CNPJ 48.021.918/0014-48

- Declaração/certificado de participação em Exame de qualificação de mestrado (2024): Leonardo Chiarini dos Santos (Desastres Naturais, UNESP) — “A evolução das queimadas na Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte: um histórico entre 1985 e 2023”.



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Câmpus de São José dos Campos

A T E S T A D O

Atestamos que a Profa. Dra. **CHEILA FLÁVIA DE PRAGA BAIÃO**, do(a) - /
Secretaria de Estado da Educação de São Paulo, participou em 06 de setembro de 2024,
como MEMBRO TITULAR da Comissão Examinadora do Exame de QUALIFICAÇÃO de
LEONARDO CHIARINI DOS SANTOS, discente regular do Programa de Pós-Graduação em
Desastres Naturais, Curso de Mestrado Acadêmico, cujo trabalho se intitula
A evolução dos incêndios florestais no Vale do Paraíba Paulista - 1985 a 2023
. A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros:

1. Profa. Dra. LUANA ALBERTANI PAMPUCH BORTOLOZO (Orientadora - Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Ambiental / Instituto de Ciência e Tecnologia do Câmpus de São José
dos Campos/UNESP
2. Profa. Dra. KLÉCIA GILI MASSI (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Ambiental / Instituto de Ciência e Tecnologia do Câmpus de São José
dos Campos/UNESP
3. Profa. Dra. CHEILA FLÁVIA DE PRAGA BAIÃO (Participação Virtual)
- / Secretaria de Estado da Educação de São Paulo

São José dos Campos, 06 de setembro de 2024.

Carolina
Lourenço
Rel:3622
1629888

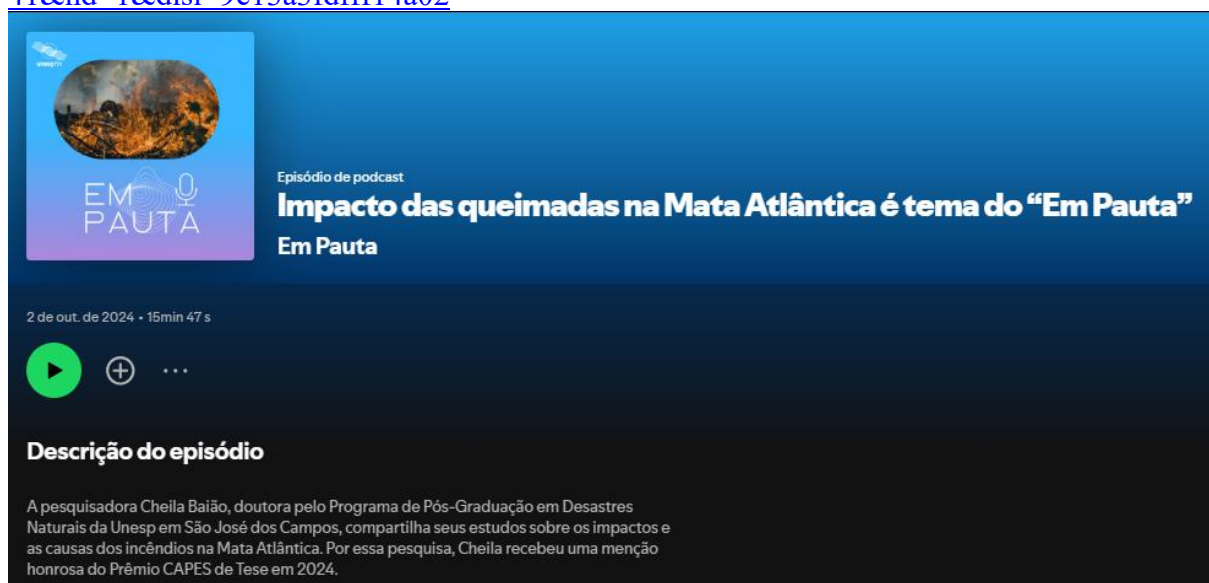
Assinado de
forma digital por
CAROLINA
LOURENÇO
Rel:36221629888
2024.09.01
15:04:22 -03'00'

Anexo D — Produção técnica e difusão (mídia): comprovações (prints/capturas/links, quando aplicável)

- Registro de mídia (2025): **“O papel da educação na segurança hídrica e na redução de riscos”** (Zatz, D.; Benso, C.; Tavares, H.; Baião, C. F. P.) — <https://climacom.mudancasclimaticas.net.br/o-papel-da-educacao/>.



- Registro de mídia (2024): **“Impacto das queimadas na Mata Atlântica é tema do ‘Em Pauta’”** (UNESP FM – *Em Pauta*) — <https://open.spotify.com/episode/1nbwNxhyUh4YMPDcxeLZs7?si=d63a2bec17634341&nd=1&dlsi=9e13a3fdfff14a02>



Anexo E — Produção bibliográfica (2024): primeira página dos artigos

- Mantovani, J., Alcântara, E., Pampuch, L. A., Praga Baião, C. F., et al. (2024). *Assessing flood risks in the Taquari-Antas Basin (Southeast Brazil) during the September 2023 extreme rainfall surge*. *npj Natural Hazards*. <https://doi.org/10.1038/s44304-024-00009-8>

npj | natural hazards

Article



<https://doi.org/10.1038/s44304-024-00009-8>

Assessing flood risks in the Taquari-Antas Basin (Southeast Brazil) during the September 2023 extreme rainfall surge

Check for updates

José Mantovani^{1,2}, Enner Alcântara^{1,2}✉, Luana A. Pampuch^{1,2}, Cheila Flávia Praga Baião², Edward Park³, Maria Souza Custódio⁴, Luiz Felipe Gozzo⁴ & Cassiano Antonio Bortolozo⁵

This analysis delves into precipitation dynamics in the Bacia Taquari Antas region, with a focus on September 2023. Employing a multi-scale approach encompassing monthly, daily, and subdaily analyses, the study unveils a consistent precipitation distribution throughout the year. September 2023's anomaly, the second-highest in the dataset, prompts investigation into potential climatic variability. Notably, the daily analysis highlights September 4th, 2023, as significant, emphasizing the importance of historical context in evaluating weather event severity. Subdaily scrutiny of September 4th reveals intense, localized precipitation, raising concerns about hydrological impacts such as flash floods. Positive trends in Rx5day (maximum consecutive 5-day precipitation amount) and R25 (number of days in a year when precipitation exceeds 25 mm) indices indicate an increase in heavy precipitation events, aligning with broader climate change concerns. Shifting focus to flood extent and impact assessment in the Taquari-Antas Basin, a simulation model depicts the temporal evolution of the flood, reaching its peak on September 4th. Examination of affected areas, rainfall volumes, and impacts on census sectors, cities, and buildings furnishes critical data for disaster management. This study contributes to localized precipitation comprehension and broader issues of climate trends, flood risk evaluation, and urban vulnerability, providing a basis for informed decision-making and resilient planning strategies.

- Baião, C. F. P., Massi, K. G., & Sousa Junior, W. C. (2024). *Long-term assessment of fire-induced carbon loss in Southeast Atlantic Forest*. *Revista Árvore*. <https://doi.org/10.53661/1806-9088202448263806>



Scientific Article

LONG-TERM ASSESSMENT OF FIRE-INDUCED CARBON LOSS IN SOUTHEAST ATLANTIC FOREST

Cheila Flávia de Praga Baião^{1*}, Klécia Gilli Massi² and Wilson Cabral de Sousa Junior³

1 Received on 04.05.2024 accepted for publication on 19.08.2024.

2 Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Doutorado em Desastres Naturais, São José dos Campos, SP, Brasil. E-mail: <cheila.baiao@unesp.br>.

3 Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Instituto de Ciência e Tecnologia, São José dos Campos, SP, Brasil. E-mail: <klecia.massi@unesp.br>.

4 Instituto Tecnológico Aeronáutico, Departamento de Recursos Hídricos e Ambientais, São José dos Campos, SP, Brasil. E-mail: <wilson.cabral1a@gmail.com>.

*Corresponding author.

ABSTRACT

Fires threaten tropical forests such as Atlantic Forest in Brazil, compromising the ecosystem service of carbon stock. However, there is a literature gap regarding these studies in these ecosystems. Therefore, we conducted this analysis in different land use and land cover (LULC) classes, considering seasonality and topographic, hydrological, anthropogenic and fire variables correlations, during 2000-2020. The InVEST Carbon model was used, applied to carbon biomass pre-fire and post-fire, based on field work and linear regression, weighted by pre- and post-fire NBR spectral index. The results, in 21 years, revealed a total loss after fire of 55.7GgC (43%), and of these, 79% is in old-growth Ombrophilous dense. In general, fire negatively impacts the carbon stock of native forests by an average of 38% (ranging from 19.9% to 69.1%, depending on phytophysiognomy and seasonality), Eucalyptus plantations by 87.1%, high-altitude grasslands by 79.5% and pasture in 90.4%. Burn frequency and severity as well as distance from rivers and roads were significantly correlated with carbon loss. A small portion of this biome has shown a high potential for fire-induced carbon loss, indicating a danger for the whole Atlantic Forest conservation and to international agreements commitments.

Keywords: Carbon stock; Ecosystem; InVEST; Fire

- Alcântara, E., Baião, C. F., Guimarães, Y. C., Marengo, J. A., & Mantovani, J. R. (2024). *Climate change-induced shifts in landslide susceptibility in São Sebastião (southeastern Brazil)*. *Natural Hazards Research*. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.11.005>

Natural Hazards Research 5 (2025) 321–334



Contents lists available at ScienceDirect

Natural Hazards Research

journal homepage: www.keaipublishing.com/en/journals/natural-hazards-research



Climate change-induced shifts in landslide susceptibility in São Sebastião (southeastern Brazil)



Enner Alcântara^{a,b,*}, Cheila Flávia Baião^b, Yasmim Carvalho Guimarães^b, José Antonio Marengo^{b,c,d}, José Roberto Mantovani^{a,b}

^a Institute of Science and Technology, São Paulo State University (Unesp), São José Dos Campos, SP, Brazil

^b Graduate Program in Natural Disasters, (Unesp/CEMADEN), São José Dos Campos, SP, Brazil

^c National Center for Monitoring and Early Warning of Natural Disasters CEMADEN, São José dos Campos, SP, Brazil

^d Graduate School of International Studies, Korea University, Seoul, South Korea

ARTICLE INFO

Keywords:

Representative concentration pathways
Disaster risk reduction
Climate adaptation strategies
Landslide susceptibility

ABSTRACT

Landslides are a pressing natural hazard, particularly in regions prone to extreme weather events, and their frequency is expected to rise due to climate change. This paper investigates landslide susceptibility in São Sebastião, a coastal region in southeastern Brazil, under various climate change scenarios. The study fills a critical gap in understanding how future precipitation changes driven by climate models could affect the area's susceptibility to landslides. Current assessments often overlook the combined effects of environmental variables and land-use dynamics under future climate conditions. To bridge this gap, this research integrates environmental variables, including Soil Moisture Index (SMI), slope degree, saturation, relief dissection, geomorphology, geology, and topographic position index (TPI), with land use and land cover (LULC) data. Scenarios from the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) for RCP2.6, RCP4.5, RCP6.0, and RCP8.5 CMIP5 (Climate Models Intercomparison Programme Version 5) models were applied to model the impact of changing precipitation patterns on landslide susceptibility. Using geospatial data and a weighted sum model, susceptibility maps were developed for each climate scenario and validated with a landslide inventory and receiver operating characteristic (ROC) analysis. The findings indicate a notable shift in landslide risk, with scenarios RCP6.0 and RCP8.5 showing significant increases in moderately susceptible areas due to higher precipitation intensities. Frequency Ratio (FR) analysis revealed varying levels of landslide susceptibility across scenarios, with RCP2.6 showing lower probabilities for moderate landslides (FR: 0.007946) compared to higher ratings for RCP4.5, RCP6.0, and RCP8.5 (FR: 1.663156 for high landslides). Slope and TPI emerged as the most influential variables, while land-use types, particularly urban areas and deforestation zones, showed heightened vulnerability in future scenarios.

- Alcântara, E., Baião, C. F., Guimarães, Y. C., Mantovani, J. R., & Marengo, J. A. (2024). *Machine learning approaches for mapping and predicting landslide-prone areas in São Sebastião (Southeast Brazil)*. *Natural Hazards Research*. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.10.003>

Natural Hazards Research 5 (2025) 247–261



Contents lists available at ScienceDirect

Natural Hazards Research

journal homepage: www.keaipublishing.com/en/journals/natural-hazards-research



Machine learning approaches for mapping and predicting landslide-prone areas in São Sebastião (Southeast Brazil)



Enner Alcântara^{a,b,*}, Cheila Flávia Baião^b, Yasmim Carvalho Guimarães^b, José Roberto Mantovani^b, José Antonio Marengo^{b,c}

^a Institute of Science and Technology, São Paulo State University (Unesp), São José Dos Campos, SP, Brazil

^b Graduate Program in Natural Disasters, (Unesp/CEMADEN), São José Dos Campos, SP, Brazil

^c Graduate School of International Studies, Korea University, Seoul, South Korea

ARTICLE INFO

Keywords:

Landslide susceptibility
Machine learning
Land use change
São Sebastião
Brazil

ABSTRACT

This study employs machine learning techniques to map and predict landslide-prone areas in São Sebastião, Brazil, a region susceptible to landslides due to its steep terrain and intense rainfall. We compared five algorithms: Random Forest, Gradient Boosting, Support Vector Machine, Artificial Neural Network, and k-Nearest Neighbors, using various environmental factors as inputs. The Gradient Boosting model performed best, achieving an AUC-ROC of 0.963 and an accuracy of 99.6%. Slope degree, soil moisture index, and relief dissection emerged as the most influential factors in predicting landslide susceptibility. Analysis of land use and land cover changes between 1985 and 2021 revealed significant increases in forest cover and urban areas, with implications for landslide risk distribution. The resulting susceptibility map shows predominantly low-risk areas with scattered high-risk zones, providing crucial information for targeted risk management. This research demonstrates the effectiveness of machine learning in landslide susceptibility mapping and offers valuable insights for disaster risk reduction and urban planning in coastal mountainous regions.

Anexo F — Produção bibliográfica (2025): primeira página dos artigos

- De Praga Baião, C. F., Mantovani, J., & Alcântara, E. (2025). *Increasing landslide susceptibility in urbanized areas of Petrópolis identified through spatio-temporal analysis*. *Journal of South American Earth Sciences*, 160, 105509. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2025.105509>

Journal of South American Earth Sciences 160 (2025) 105509



ELSEVIER

Contents lists available at [ScienceDirect](#)

Journal of South American Earth Sciences

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jsames





Increasing landslide susceptibility in urbanized areas of Petrópolis identified through spatio-temporal analysis

Cheila Flávia de Praga Baião ^{a,b,*} , José Mantovani ^{a,b}, Enner Alcântara ^{a,b}

^a Graduate Program in Natural Disasters, (Unesp/CEMADEN), São José Dos Campos, SP, Brasil
^b Institute of Science and Technology, São Paulo State University (Unesp), São José Dos Campos, SP, Brasil

ARTICLE INFO

Keywords:
 Logistic regression
 MWGR
 Frequency ratio
 LULC
 Spatial heterogeneity

ABSTRACT

This study conducts a detailed spatio-temporal analysis of landslide susceptibility in Petrópolis, Rio de Janeiro, leveraging data from recorded landslide events between 1985 and 2022. Employing Logistic Regression (LR) and Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR), we generated susceptibility maps for years with the highest landslide occurrences, enabling an evaluation of spatial variability and localized influences of conditioning factors. Significant variables included lithology, land use and land cover (LULC), total precipitation (PRCPTOT), extreme rainfall events (R100), distance from rivers, soil type, slope aspect, elevation, and forest cover. Lithology and LULC showed the strongest positive correlations with landslide occurrences, while forest cover and elevation exhibited protective effects. The model's predictive performance was validated with AUC values ranging from 0.77 to 0.99 and accuracy between 0.77 and 0.97, demonstrating robustness across different temporal scales. Susceptibility maps revealed a temporal increase in areas classified as very high susceptibility, particularly in urbanized zones. These findings address critical gaps in the understanding of landslide dynamics, providing a robust framework for integrating susceptibility maps into disaster risk reduction strategies and urban planning. By identifying key conditioning factors and their spatial variability, this study contributes to more effective mitigation measures and the development of evidence-based policies to enhance resilience in high-risk areas.

- Alcântara, E., Guimarães, Y. C., Baião, C. F. P., & Mantovani, J. R. (2025). *Interpretable machine learning for flood susceptibility mapping in the metropolitan region of São Paulo, Southeast Brazil*. *Discover Geoscience*. <https://doi.org/10.1007/s44288-025-00362-9>

Alcântara et al. *Discover Geoscience* (2025) 3:243
<https://doi.org/10.1007/s44288-025-00362-9>

Discover Geoscience

RESEARCH

Open Access



Interpretable machine learning for flood susceptibility mapping in the metropolitan region of São Paulo, Southeast Brazil

Enner Alcântara^{1*}, Yasmim Carvalho Guimarães¹, Cheila Flávia Praga Baião¹ and José Roberto Mantovani¹

*Correspondence:
 Enner Alcântara
 enneralcantara@unesp.br
¹Graduate Program in Natural
 Disasters (UNESP | CEMADEN), São
 José dos Campos, SP, Brazil

Abstract

Accurate flood susceptibility modeling is critical for effective disaster risk management, particularly in rapidly urbanizing regions exposed to extreme precipitation. This study applies machine learning models to map flood susceptibility across the São Paulo Metropolitan Region (SPMR), Brazil, and integrates Explainable Artificial Intelligence (XAI) techniques to improve model transparency and interpretability. Among the tested models, Random Forest achieved the highest predictive performance (F1-score: 71.14%), outperforming XGBoost (64.86%), LightGBM (64.77%), and artificial neural networks (38.36%). SHapley Additive exPlanations (SHAP) identified valley depth, land cover (CN_Grid), and geology as the most influential predictors, whereas vegetation indices such as NDMI and NDMI exhibited low explanatory power. Complementary use of Local Interpretable Model-Agnostic Explanations (LIME) and counterfactual analysis enabled local-level interpretability, illustrating how specific environmental conditions influence flood risk. The susceptibility map revealed that 92% of the SPMR is classified as very low susceptibility, but localized high-risk zones exist, particularly in pasturelands, wetlands, and built-up areas. These findings emphasize that topographic and hydrological factors are the primary drivers of flood susceptibility, and that integrating XAI into flood modeling enhances both scientific insight and practical utility. The study demonstrates that interpretable ensemble models offer a reliable and transparent framework for urban flood risk assessment and spatially targeted mitigation planning in the context of climate adaptation.

Keywords Flood susceptibility, Machine learning, Explainable AI, SHAP, Random forest, XGBoost, Flood susceptibility assessment, Urban planning, Hydrological modeling, Environmental prediction

- Alcântara, E., Baião, C. F., Guimarães, Y. C., Mantovani, J. R., & Marengo, J. A. (2025). *Machine learning reveals lithology and soil as critical parameters in landslide susceptibility for Petrópolis (Rio de Janeiro State, Brazil)*. *Natural Hazards Research*. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2025.01.008>

Natural Hazards Research 5 (2025) 539–553



Contents lists available at ScienceDirect

Natural Hazards Research

journal homepage: www.keaipublishing.com/en/journals/natural-hazards-research



Machine learning reveals lithology and soil as critical parameters in landslide susceptibility for Petrópolis (Rio de Janeiro State, Brazil)



Enner Alcântara^{a,b,*}, Cheila Flávia Baião^b, Yasmim Carvalho Guimarães^b,
José Roberto Mantovani^{a,b}, Jose Antonio Marengo^{b,c,d}

^a Institute of Science and Technology, São Paulo State University (Unesp), São José Dos Campos, SP, Brazil

^b Graduate Program in Natural Disasters, (Unesp/CEMADEN), São José Dos Campos, SP, Brazil

^c National Center for Monitoring and Early Warning of Natural Disasters CEMADEN, São José Dos Campos, SP, Brazil

^d Graduate School of International Studies, Korea University, Seoul, South Korea

ARTICLE INFO

Keywords:

Landslide susceptibility
Machine learning
CatBoost
Transferable methodology
Urban risk management
Geospatial analysis

ABSTRACT

Petrópolis, located in the mountainous region of Rio de Janeiro, Brazil, is frequently impacted by severe landslides, exacerbated by intense rainfall, steep topography, and unregulated urban growth. This study employs machine learning to assess and predict landslide susceptibility, integrating geological, hydrological, and anthropogenic factors. Five models—Random Forest, CatBoost, Support Vector Machine, Artificial Neural Network (ANN), and XGBoost—were evaluated, with CatBoost emerging as the optimal model (F1-score: 0.82; AUC-ROC: 0.88). Variable importance analysis revealed soil type and erodibility as critical soil parameters influencing susceptibility, alongside lithology, underscoring the significance of geological over purely topographic factors. These findings emphasize the utility of machine learning for landslide modeling, providing scalable methodologies applicable to similar geospatial risk assessments worldwide. Beyond local applications, this work offers actionable insights for urban planning and disaster risk management in mountainous urban regions.

- De Lara Maia, A. C., et al., De Praga Baião, C. F., et al. (2025). *Scale-dependent controls on landslide susceptibility in Angra dos Reis (Brazil) revealed by spatial regression and autocorrelation analyses*. *Geomatics*, 5(4), 49. <https://doi.org/10.3390/geomatics5040049>



geomatics



Article

Scale-Dependent Controls on Landslide Susceptibility in Angra dos Reis (Brazil) Revealed by Spatial Regression and Autocorrelation Analyses

Ana Clara de Lara Maia ¹, André Luiz dos Santos Monte Ayres ¹, Cristhy Satie Kanai ¹, Jamille da Silva Ferreira ¹, Miguel Reis Fontes ¹, Nathalia Moraes Desani ¹, Yasmim Carvalho Guimarães ² , Cheila Flávia de Praga Baião ² , José Roberto Mantovani ² , Tullius Dias Nery ³ , Jose A. Marengo ^{3,4} and Enner Alcântara ^{2,*}

¹ Undergraduate Program in Environmental Engineering, São Paulo State University (UNESP), São José dos Campos 12245-000, SP, Brazil; ac.maia@unesp.br (A.C.d.L.M.); monte.ayres@unesp.br (A.L.d.S.M.A.); cristhy.satie@unesp.br (C.S.K.); jamille.ferreira@unesp.br (J.d.S.F.); miguel.fontes@unesp.br (M.R.F.); nathalia.desani@unesp.br (N.M.D.)

² Graduate Program in Natural Disasters (UNESP/CEMADEN), São José dos Campos 12245-000, SP, Brazil; yasmim.guimaraes@unesp.br (Y.C.G.); cheila.baião@unesp.br (C.F.d.P.B.); j.mantovani@unesp.br (J.R.M.)

³ National Center for Monitoring and Early Warning of Natural Disasters (CEMADEN), São José dos Campos 12245-000, SP, Brazil; tullius.nery@cemaden.gov.br (T.D.N.); jose.marengo@cemaden.gov.br (J.A.M.)

⁴ Graduate School of International Studies, Korea University, Seoul 02841, Republic of Korea

* Correspondence: enner.alcantara@unesp.br

Abstract

Landslides are a persistent and destructive hazard in Angra dos Reis, located in the highlands of Rio de Janeiro State, southeastern Brazil, where steep slopes, intense orographic rainfall, and unregulated urban expansion converge to trigger recurrent mass movements. In this study, we applied Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR) to examine the spatially varying relationships between landslide occurrence and topographic, hydrological, geological, and anthropogenic factors. A detailed inventory of 319 landslides was compiled using high-resolution PlanetScope imagery after the December 2023 rainfall event. Following multicollinearity testing and variable selection, thirteen predictors were retained, including slope, rainfall, lithology, NDVI, forest loss, and distance to roads. The MGWR achieved strong performance ($R^2 = 0.94$; AICc = 134.99; AUC = 0.99) and demonstrated that each factor operates at a distinct spatial scale. Slope, rainfall, and lithology exerted broad-scale controls, while road proximity had a consistent global effect. In contrast, forest loss and land use showed localized significance. These findings indicate that landslide susceptibility in Angra dos Reis is primarily driven by the interaction of orographic rainfall, steep terrain, and geological substrate, intensified by human disturbances such as road infrastructure and vegetation removal. The study underscores the need for targeted adaptation strategies, including slope stabilization, restrictions on road expansion, and vegetation conservation in steep, rainfall-prone sectors.

Keywords: spatial non-stationarity; orographic rainfall; terrain instability; urban expansion;



Academic Editor: João Catalão Fernandes

Received: 6 August 2025

Revised: 16 September 2025

Accepted: 22 September 2025

Published: 26 September 2025

Citation: de Lara Maia, A.C.; Ayres, A.L.d.S.M.; Kanai, C.S.; da Silva Ferreira, J.; Fontes, M.R.; Desani, N.M.; Guimarães, Y.C.; de Praga Baião, C.F.; Mantovani, J.R.; Nery, T.D.; et al.

Scale-Dependent Controls on Landslide Susceptibility in Angra dos Reis (Brazil) Revealed by Spatial Regression and Autocorrelation Analyses. *Geomatics* 2025, 5, 49. <https://doi.org/10.3390/geomatics5040049>

- Alcântara, E., Baião, C. F., Guimarães, Y., Marengo, J. A., & Mantovani, J. R. (2025). *Tropical flash floods are becoming more frequent and widespread but are still underestimated*. *Nature Geoscience*. <https://doi.org/10.1038/s41561-025-01844-8>

Comment

<https://doi.org/10.1038/s41561-025-01844-8>

Tropical flash floods are becoming more frequent and widespread but are still underestimated

Enner Alcântara, Cheila Flavia Baião, Yasmim Guimarães, José A. Marengo & José Roberto Mantovani

 Check for updates

Flash floods must be placed at the heart of Earth system science and global climate adaptation efforts, as they increasingly define hydroclimate risk in a warming world.

Flash floods are among the deadliest and most rapidly evolving hydroclimatic hazards. In temperate regions, they are usually caused by large, long-lived thunderstorms called mesoscale convective systems, the collision of warm and cold air, or moist air rising over mountains. These floods tend to occur during specific seasons – like late summer in the Mediterranean or spring in North America¹. In the tropics, flash floods are caused by intense convective storms that produce over 100 millimetres of rain per hour. These events tend to be more severe with fragile land use practices – like deforestation, hillside occupation and poorly planned urban expansion – which reduce water infiltration and lead to increased runoff². They also occur with minimal lead time for early warning. Tropical flash floods often start with brief, intense storms that are hard to predict in both timing and location. In small, steep valleys, these storms can cause flooding almost immediately because water runs off quickly with little chance to soak into the ground.

Recent flash floods in Petrópolis and Recife (2022), and Rio Grande do Sul (2023–2024) in Brazil have shown how unpredictable and destructive these events can be – causing severe human and economic losses^{3–5} (Box 1). As global temperatures rise, extreme rainfall events are projected to become more frequent and intense in both tropical and extratropical regions, making flash floods an even greater threat⁶. In the tropics, higher atmospheric moisture content is already amplifying convective downpours. Meanwhile, in extratropical regions, a warmer climate is expected to strengthen cyclones and increase the occurrence of quasi-stationary circulation patterns that lead to rainfall. Both observations and models show that storm tracks are shifting towards the poles and becoming more intense, suggesting that flash floods with tropical-like characteristics could increasingly impact temperate regions⁷. Here, we argue that greater attention should be paid to tropical-like flash floods, as they are expanding geographically and challenging current approaches to managing climatic hazards.

Tropical areas are underrepresented in global flood models

In tropical regions such as Brazil, flash floods can escalate into regional catastrophes when persistent convective systems hit basins that are already full, because the ground cannot absorb more water, heavy rain quickly turns into surface runoff, leading to severe flooding⁸. In areas with highly erodible soils and chaotic urbanization, flash floods can trigger cascading hazards including landslides, infrastructure collapse,

and disease outbreaks. Despite the growing risks, global flood models and risk assessments still lean heavily towards temperate regions. Models are mostly built using data from Europe and North America⁹, where dense weather monitoring networks, long-term records, and consistent land-use policies – like zoning laws and building codes – help standardize flood responses. As a result, models are effective at predicting river flows, snowmelt patterns, and large-scale storms in those areas. However, models fall short when it comes to capturing the fast, intense, and highly localized storms that are common in tropical regions¹⁰. To improve the skills of flood models in those regions, we need to integrate high-resolution satellite rainfall data, expand ground-based hydrometeorological monitoring networks in data-scarce regions, and develop coupled climate–hydrology models that resolve sub-hourly processes. The reduction of uncertainties in tropical flood predictions requires refining how models simulate storm behaviour – through better convective parameterizations – and improving the representation of the link between atmospheric and hydrological processes, especially at finer spatial and temporal scales¹¹.

Amplification and expansion of tropical-like flash floods with global warming

Climate models show that short, intense storms will become stronger as the planet warms. These bursts of rainfall are also expected to interact more often with saturated soils, steep terrain, and stressed land-use conditions – making flash floods more likely and more severe¹². The compound interaction between extreme rainfall and antecedent soil saturation can amplify the severity of flash floods, and lead to increased hazards¹³. Flash flood patterns mirror other flash extremes, such as flash droughts, where rapid onset and compounding drivers create cascading ecological and socioeconomic impacts¹⁴. Brazilian flash floods are not regional anomalies, but indicators of how climate change is accelerating hydroclimatic hazards worldwide. Flash flood occurrences are increasingly linked to abrupt shifts towards convectively unstable and moisture-rich atmospheric conditions in Europe and other extratropical regions such as North America and East Asia¹⁵. In these areas, mesoscale convective systems and slow-moving extratropical cyclones produce short-duration rainfall extremes that resemble the dynamics of tropical flash floods. The distinction between tropical and extratropical flood regimes is becoming less clear under a warming climate¹⁶.

Global strategies for early warning and adaptation

The explosive convergence of convective rainfall, fragile urbanization, and social vulnerability in Brazil offers a preview of challenges that will increasingly affect tropical and subtropical cities across Africa and Asia. Recent events in Brazil have shown that technical advances are insufficient without systemic governance, risk-sensitive urban

- Azevedo, E. F. de, Ferreira, W. J., Silva, R. C., et al., Baião, C. F. P., & Targa, M. S. (2025). *Desafios e contradições da governança ambiental... (rio Araguaia)*. *Research, Society and Development*. <https://doi.org/10.33448/rsd-v14i4.48699>

Research, Society and Development, v. 14, n. 4, e6814448699, 2025
(CC BY 4.0) | ISSN 2525-3409 | DOI: <http://dx.doi.org/10.33448/rsd-v14i4.48699>

Desafios e contradições da governança ambiental em áreas de preservação permanente do rio Araguaia, em Araguatins (TO)

Challenges and contradictions of environmental governance in permanent conservation areas of the Araguaia River, in Araguatins (TO), Brazil

Desafios y contradicciones de la gobernanza ambiental en las áreas de preservación permanente del Río Araguaia en Araguatins (TO), Brasil

Recebido: 16/04/2025 | Revisado: 22/04/2025 | Aceitado: 22/04/2025 | Publicado: 25/04/2025

Edinam Ferreira de Azevedo

ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-5866-2017>
Universidade de Taubaté, Brasil
E-mail: edinampiasaba@iftto.edu.br

Willian José Ferreira

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4636-868X>
Universidade de Taubaté, Brasil
E-mail: willian.jferreira@unitau.br

Rodrigo Cesar da Silva

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9721-6988>
Universidade de Taubaté, Brasil
E-mail: rodrigo.peb@gmail.com

Vicente Rodolfo Santos Cezar

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7102-9335>
Universidade de Taubaté, Brasil
E-mail: vrscezar@gmail.com

Cheila Flávia de Praga Baião

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0729-2280>
Universidade de Taubaté, Brasil
E-mail: cheilabaiao77@gmail.com

Marcelo dos Santos Targa

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4140-3493>
Universidade de Taubaté, Brasil
E-mail: mtarga@unitau.br