

## ANÁLISE DE PARÂMETROS GEOMORFOLÓGICOS NA SUSCETIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS NO SUDESTE BRASILEIRO

José Eduardo BONINI

Bianca Carvalho VIEIRA

Jurandyr Luciano Sanches ROSS

Carlos Valdir de Meneses BATEIRA

Tiago Damas MARTINS

### RESUMO

Escorregamentos são fenômenos recorrentes no Brasil, em especial na Serra do Mar, uma cadeia montanhosa que se prolonga por aproximadamente 1.500 km na costa brasileira do Sul e Sudeste. Inúmeros trabalhos têm tratado das implicações de diferentes parâmetros controladores da suscetibilidade à ocorrência de tais processos, principalmente no *front* oriental da Serra do Mar. O objetivo deste artigo é identificar os fatores condicionantes mais relevantes para o mapeamento da suscetibilidade a escorregamentos no Planalto de Paraitinga-Paraibuna (Sudeste do Brasil), uma área intensamente afetada por escorregamentos e inundações deflagrados após um evento extremo de precipitação no verão de 2009-2010. Para isso, as relações entre diferentes fatores condicionantes (ângulo, aspecto, Índice Topográfico de Umidade, litologia e uso da terra) e a distribuição de cicatrizes foram avaliadas a partir de uma análise de correlação. Em seguida, o modelo do Valor Informativo e um método de seleção de variáveis baseado na contribuição de cada fator condicionante para o desempenho do modelo e em sua capacidade de discriminação entre classes instáveis e estáveis foram aplicados. Dois cenários de suscetibilidade foram produzidos: um utilizando apenas os fatores selecionados ( $S_2$ ) e outro utilizando todos os fatores condicionantes ( $S_6$ ). Ambos os cenários foram validados utilizando curvas ROC (*Receiver Operating Characteristic*) e comparados a partir do Kappa de Cohen. Nossos resultados mostraram que o ângulo das encostas e o Índice Topográfico de Umidade (TWI) são os principais fatores condicionantes. A análise ROC mostrou que o cenário  $S_6$  possui melhor desempenho e capacidade preditiva que o cenário  $S_2$ . Porém, o menor desempenho e capacidade preditiva de  $S_2$  em comparação com  $S_6$  reflete a escassez de dados geográficos detalhados e não a inadequação do método de seleção de variáveis aplicado. Os valores do Kappa de Cohen mostraram maior consistência entre os cenários na identificação das classes de suscetibilidade Muito Alta e Muito Baixa. Devido à escassez de dados geográficos detalhados na maioria das áreas de estudo no Brasil, sugerimos que a seleção das variáveis seja baseada no conhecimento do operador quanto ao modelo estatístico e em seu conhecimento do ponto de vista geomorfológico.

*Palavras-chave:* Movimentos de Massa; Valor Informativo; ROC; Kappa de Cohen; Planalto de Paraitinga-Paraibuna.

### ABSTRACT

ANALYSIS OF GEOMORPHOLOGICAL PARAMETERS FOR LANDSLIDE SUSCEPTIBILITY IN SOUTHEASTERN BRAZIL. In Brazil, shallow landslides are a frequent phenomenon, especially in the Serra do Mar, a mountain range extending for approximately 1,500 km in the South and Southeastern coast. Several studies aimed to

analyze the controls of different conditioning factors on landslide susceptibility, mainly on the oriental front of the Serra do Mar. This article aimed to identify the most relevant conditioning factors for landslide susceptibility mapping in the Paraitinga-Paraibuna Highlands (Southeast Brazil), an area intensely affected by landslides and floods triggered by intense rainstorms in summer during 2009-2010. Initially, a correlation analysis was performed to quantify the association between different conditioning factors (slope, aspect, Topographic Wetness Index, lithology, and land use) and the available landslide inventory. Then, the information value bivariate statistical model and a variable selection procedure, based on the contribution of each factor to the model performance and its capacity of separating unstable and stable classes, were applied. Two susceptibility scenarios were built: one using only the most relevant factor identified using the variable selection procedure ( $S_2$ ) and another using all available conditioning factors ( $S_6$ ). Both scenarios were validated using Receiver Operating Characteristic (ROC) curves and compared with Cohen's kappa. Our results show that the slope gradient and the Topographic Wetness Index (TWI) are the most relevant factors for susceptibility mapping in the Paraitinga-Paraibuna Highlands. The ROC analysis showed that  $S_6$  has a better performance and predictive capacity than of  $S_2$ . However, the better results obtained by  $S_6$  are a function of the scarcity of detailed geographical information and do not demonstrate the inadequacy of the variable selection procedure, since Cohen's kappa showed that exists a better agreement between  $S_2$  and  $S_6$  for areas classified in the very high and very low susceptibility classes. Due to the scarcity of detailed geographical data in most study areas in Brazil, we suggest that the selection of variables should be based on the operator's knowledge on the statistical model as well as on his knowledge from the geomorphological point of view.

*Keywords:* Mass movements; Information Value; ROC; Cohen's Kappa; Paraitinga-Paraibuna Highlands.

## 1 INTRODUÇÃO

Na América do Sul, entre 2004 e 2016, a maioria dos movimentos de massa com consequências fatais ocorreu no Brasil (37%). A maior concentração das ocorrências encontra-se na faixa leste da Região Sudeste (VIEIRA & GRAMANI 2015, FROUDE & PETLEY 2018), marcada por relevo montanhoso onde mais de 4 milhões de pessoas residem em áreas de risco, ou seja, mais da metade do total de áreas de risco no Brasil (IBGE 2018).

Diante desse cenário, muitos trabalhos vêm sendo desenvolvidos na tentativa de reduzir os danos provocados pelos movimentos de massa por meio, sobretudo, da identificação das áreas mais suscetíveis e da avaliação da população em risco (VIEIRA *et al.* 2018, ALVALÁ *et al.* 2019). Entretanto, em função da dimensão do território brasileiro e da sua enorme diversidade de relevo, solos, litologia e uso da terra, ainda são escassas as pesquisas que apontam os principais condicionantes naturais que influenciam diretamente a suscetibilidade ao desenvolvimento de movimen-

tos de massa, particularmente os escorregamentos, os mais recorrentes no Brasil.

No sudeste do Brasil já foram identificados alguns compartimentos mais suscetíveis, com deflagração associada a intensos períodos de precipitação pluvial (BARATA 1969, COSTA NUNES 1969, WOLLE & HACHICH 1989, MASSAD *et al.* 2000). Uma das áreas mais estudadas é a Serra do Mar, uma zona montanhosa de cerca de 1.500 km de extensão, que borda o litoral sul e sudeste do Brasil e com abundância de estudos (BARATA 1969, COSTA NUNES 1969, JONES 1973, DE PLOEY & CRUZ 1979, COELHO-NETTO *et al.* 2009, KOBAYAMA *et al.* 2010, MICHEL *et al.* 2014, VIEIRA *et al.* 2018, CABRAL *et al.* 2021).

Outras áreas do Sudeste, caracterizadas por terrenos montanhosos e afetadas por eventos generalizados de escorregamentos, ainda carecem de estudos mais detalhados. Um exemplo de destaque é o Planalto de Paraitinga-Paraibuna (SP), afetado por eventos de precipitação intensos nos meses de dezembro de 2009 e janeiro de 2010, sobretudo entre 03/12 e 01/01. A precipitação to-

tal no mês de dezembro excedeu 600 mm, sendo a maior já registrada na região. Na passagem de ano, a área recebeu 70 mm / 24 h, deflagrando centenas de escorregamentos e o transbordamento do rio Paraitinga, que atravessa o município de São Luiz do Paraitinga (Estado de São Paulo).

As avaliações de suscetibilidade a escorregamentos podem ser realizadas a partir de diversos métodos (ALEOTTI & CHOWDHURY 1999, GUZZETTI *et al.* 1999, COROMINAS *et al.* 2014, REICHENBACH *et al.* 2018). No Brasil, modelos estatísticos já foram aplicados para análise da suscetibilidade, em escala de bacia hidrográfica e/ou recortes municipais (DIAS *et al.* 2018, BARELLA *et al.* 2019, BONINI *et al.* 2020, BRAGAGNOLO *et al.* 2020, CANAVESI *et al.* 2020, EIRAS *et al.* 2021). Entretanto, há menos estudos que aplicaram alguma técnica quantitativa para mensurar e definir a influência de cada parâmetro sobre os modelos e, assim, determinar quais são os principais fatores condicionantes dos escorregamentos.

O conjunto de variáveis ambientais (ex.: os fatores condicionantes) selecionadas para elaborar modelos de suscetibilidade de base estatística tem influência direta sobre os resultados e deve considerar a tipologia de movimento de massa, a disponibilidade e escala dos dados (SOETERS & VAN WESTEN 1996, ALEOTTI & CHOWDHURY 1999, GUZZETTI *et al.* 1999, VAN WESTEN *et al.* 2008, COROMINAS *et al.* 2014, REICHENBACH *et al.* 2018). Com a crescente disponibilidade de Modelos Digitais de Elevação (MDE), é comum que avaliações de suscetibilidade de base estatística considerem diversas variáveis como fatores condicionantes, especialmente os fatores morfométricos que podem ser obtidos a partir de um MDE (ex.: ângulo da encosta, curvatura, aspecto etc.) (PEREIRA *et al.* 2012, REICHENBACH *et al.* 2018).

Devido à quantidade de variáveis ambientais que pode ser incorporada nos modelos, procedimentos de seleção de variáveis com base em critérios quantitativos são um processo padrão na elaboração das análises de suscetibilidade a partir de modelos estatísticos mais complexos (por ex., *Machine Learning*) e objetivam reduzir a dimensionalidade do modelo e o tempo de processamento, possivelmente aumentando a estabilidade numérica e acurácia dos modelos (MICHELETTI *et al.* 2014, LIU *et al.* 2021, PHAM *et al.* 2021). A questão da parametrização dos modelos de base física foi explorada em pesquisas anteriores no

Brasil, sobretudo no Rio de Janeiro (RJ), que analisaram o efeito da parametrização das propriedades geotécnicas utilizadas em modelos de base física para iniciação de escorregamentos rasos e a parametrização das propriedades reológicas de fluxos de detritos para simulações em base física de propagação dos fluxos (GUIMARÃES *et al.* 2003, GOMES *et al.* 2013).

Alguns trabalhos têm aplicado técnicas quantitativas para avaliar a relevância de cada fator condicionante sobre o desempenho de modelos bivariados e definir se a variável pode ser excluída no mapa de suscetibilidade final (PEREIRA *et al.* 2012; CIURLEO *et al.* 2016, 2017; BORRELLI *et al.* 2018). A aplicação de técnicas quantitativas para seleção de variáveis ambientais de acordo com sua relevância para modelos estatísticos bivariados pode fornecer informações sobre quais são as variáveis mais importantes para a produção de mapas de suscetibilidade no contexto da Serra do Mar no Sudeste do Brasil. Considerando a escassez de dados geográficos detalhados, sobretudo em áreas mais remotas, o objetivo deste artigo é identificar os fatores condicionantes mais importantes para construção de mapas de suscetibilidade a escorregamentos, utilizando para tal modelos estatísticos bivariados no Planalto de Paraitinga-Paraibuna.

## 2 ÁREA DE ESTUDO

A área de estudo é constituída por três sub-bacias hidrográficas (57 km<sup>2</sup>) do rio Paraitinga: córrego dos Pintos (15 km<sup>2</sup>), córrego da Fazendinha (13 km<sup>2</sup>) e Alto rio Chapéu (29 km<sup>2</sup>) (Figura 1). Em contexto regional, o Planalto de Paraitinga-Paraibuna (Figura 2) corresponde a um compartimento geomorfológico marcado por morros altos e alongados de topos convexos ou aguçados, com altitudes entre 800 e 1200 m e dissecação do relevo de média a alta (ROSS & MOROZ 1996). Neste compartimento geomorfológico se desenvolveu a bacia hidrográfica do Rio Paraitinga (aproximadamente 2.380 km<sup>2</sup>), no estado de São Paulo (sudeste brasileiro), abrigando, dentre outros, os municípios de Cunha, Lagoinha e São Luís do Paraitinga. A região integra o Cinturão Orogênico do Atlântico, sustentado por rochas gnáissicas, intrusões graníticas e rochas metamórficas (ROSS & MOROZ 1996), atravessadas por extensas zonas de cisalhamento com orientação ENE a E-W, reativadas durante o desenvolvimento do Rife Continental

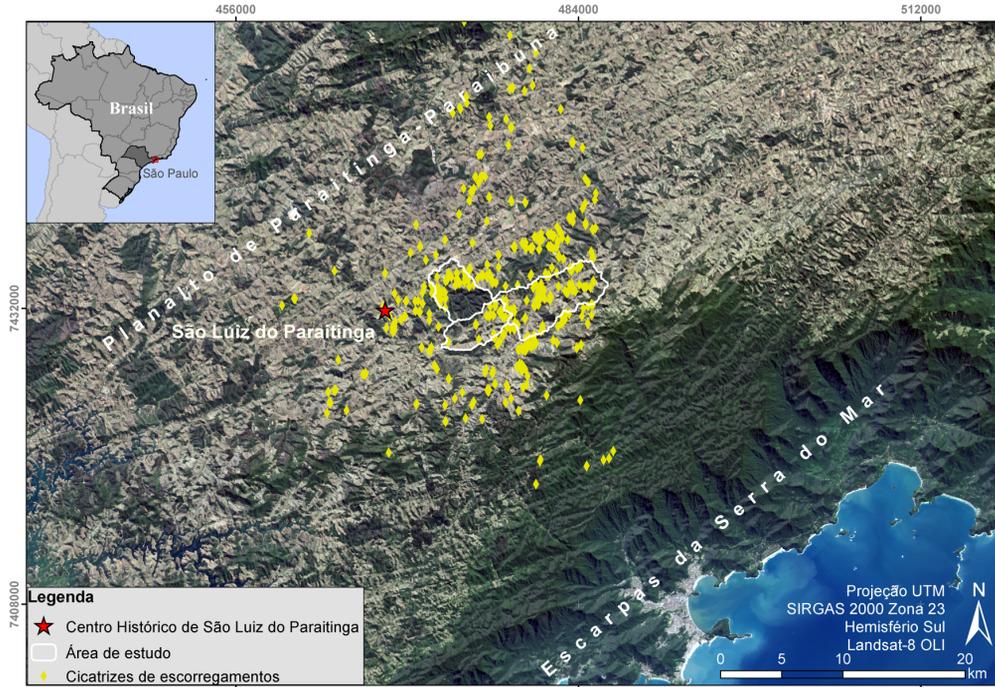


FIGURA 1 – Mapa de localização da área de estudo no território nacional e no contexto da Serra do Mar / Planalto de Paraitinga-Paraibuna. Imagem: Landsat-8 OLI. Fonte: os Autores.

FIGURE 1 – Location of the study area in Brazil and in the Serra do Mar mountain range. Image: Landsat-8 OLI. Source: The Authors.

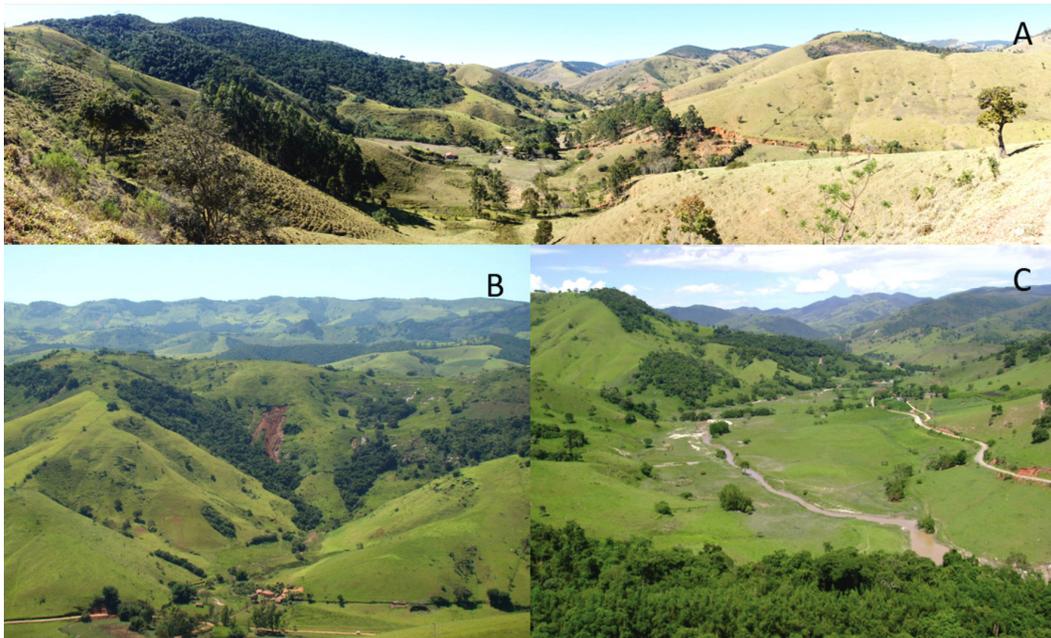


FIGURA 2 – Relevos de morros altos e alongados com topos convexos no município de São Luiz do Paraitinga. Fonte: (A) os autores; (B) e (C) Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (IPT-SP).

FIGURE 2 – Elongated hills with convex hilltops in the São Luiz do Paraitinga Municipality (São Paulo State). Source: (A) the authors; (B) and (C) IPT-SP.

do Sudeste do Brasil (RICCOMINI *et al.* 2004, ZALÁN & OLIVEIRA 2005).

A geologia é composta por rochas com diferentes graus de metamorfismo cortadas por zonas de falha (migmatitos homogêneos e heterogêneos com estrutura estromatítica, nebulítica e anatexítica); rochas granitoides sintectônicas para-aúctones (com enclaves restritos de migmatitos e ectinitos); micaxistos e quartzo-micaxistos com xistosidade bem desenvolvida; e uma zona de transição composta por rochas brechoides (HASUI *et al.* 1978a).

Os solos residuais desenvolvidos a partir dos migmatitos estromatíticos homogêneos e heterogêneos possuem textura argilo-arenosa (com maiores teores de areia e micas para os migmatitos homogêneos e variações locais no conteúdo de argila), e espessura entre 2 a 3 m, com matacões em áreas onde ocorrem intercalações graníticas (HASUI *et al.* 1978b). Neste artigo, o termo *solos residuais* foi utilizado para se referir à camada mais superficial do regolito, onde não há evidência das estruturas da rocha matriz (LACERDA 2007, COELHO *et al.* 2022).

Os solos originados a partir dos granitoides e migmatitos homogêneos nebulíticos e anatexíticos

possuem características similares, com textura areno-argilosa e menores espessuras em zonas de relevo íngreme (1 m - 2 m), sendo frequente a presença de matacões sobretudo nos corpos rochosos cortados por falhas e/ou muito fraturados (HASUI *et al.* 1978b). No que lhes concerne, os solos derivados dos micaxistos, quartzo-micaxistos e das rochas cataclásticas da zona de transição possuem textura argilosa e altos teores de muscovita associados a baixas espessuras, localmente com texturas silto-arenosas e sem presença de matacões (HASUI *et al.* 1978b).

A precipitação anual média para o município de São Luiz do Paraitinga é de 1429 mm, com chuvas concentradas entre os meses de novembro e março e menores valores entre abril e setembro. As três sub-bacias foram escolhidas devido à concentração de cicatrizes de escorregamentos deflagrados no verão de 2009-2010, quando ocorreram precipitações prolongadas durante o mês de dezembro de 2009 (625 mm / mês). Ao final do dia 31/12/2009 havia precipitado aproximadamente 54 mm / 72 h (Figura 3), sendo que na madrugada do dia 01/01/2010 ocorreu um evento pluviométrico extremo (69 mm/24 h) (BROLLO *et al.* 2010, CPTEC 2010, BONINI *et al.* 2021).

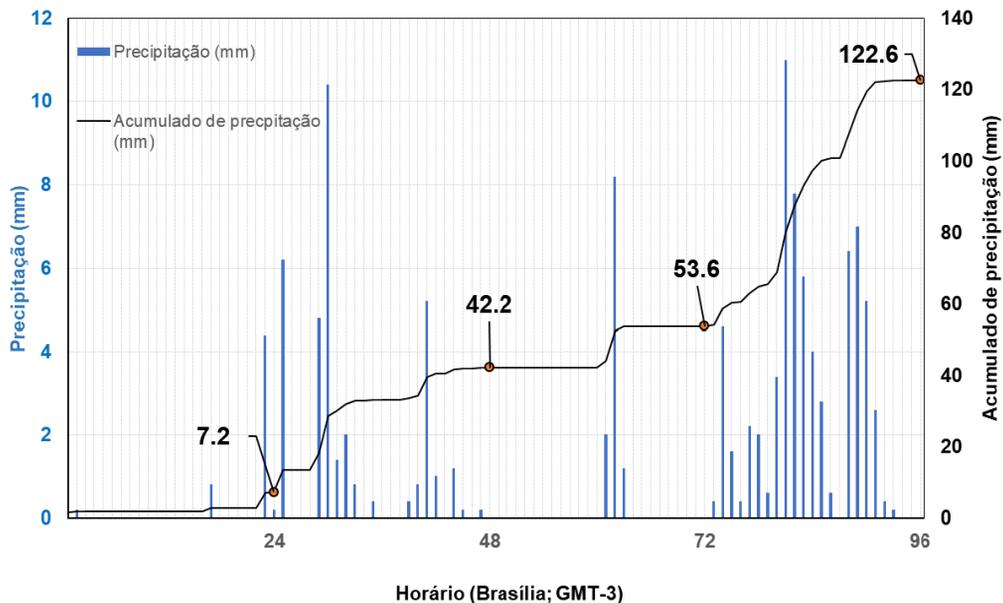


FIGURA 3 – Precipitação horária (eixo-y principal) e acumulado de precipitação (eixo-y secundário) entre os dias 29/12/2009 e 01/01/2010 no município de São Luiz do Paraitinga/SP. Fonte: INMET. Organização: os autores.

FIGURE 3 – Hourly rainfall (main y-axis) and accumulated rainfall (secondary y-axis) between 21/29/2009 and 01/01/2010 in the São Luiz do Paraitinga Municipality (São Paulo State). Data: INMET. Org.: the authors.

Como resultado, além das centenas de escorregamentos, houve o transbordamento do rio Paraitinga, 11 m acima do nível normal, atingindo as áreas rurais e o centro histórico do município (Figura 4), causando 1 morte e deixando milhares de afetados, com prejuízos estimados em 141 milhões de Reais, além de danos graves ao patrimônio histórico e cultural do município (BROLLO *et al.* 2010, OLIVEIRA *et al.* 2018).

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 Inventário de cicatrizes

Foram mapeadas 186 cicatrizes de escorregamentos rasos em uma área de 57 km<sup>2</sup> (3,3 cicatrizes/km<sup>2</sup>) a partir do centroide da feição (Figura 5). O inventário de cicatrizes foi produzido na escala 1:5.000 a partir de um mapeamento prévio re-

alizado pela Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais (CPRM); da fotointerpretação de ortofotos (1 m de resolução) da Empresa Paulista de Planejamento Metropolitano (EMPLASA) dos anos de 2010-2011; e de trabalhos de campo (OLIVEIRA *et al.* 2018). As cicatrizes foram identificadas por meio de diferenças de coloração nas imagens, considerando a sua geometria, a posição na encosta, a forma do plano de ruptura e a presença de depósitos na base da cicatriz.

A exemplo do que já foi feito em outros trabalhos que objetivaram avaliar a qualidade de modelos estatísticos de suscetibilidade (FRATTINI *et al.* 2010, PEREIRA *et al.* 2012, AFUNGANG *et al.* 2017, ZÊZERE *et al.* 2017), o inventário de cicatrizes foi aleatoriamente dividido em dois grupos iguais (93 centroides de cicatrizes cada): um para a elaboração do modelo estatístico e quantificação do desempenho (Grupo Treino), e



FIGURA 4 – Escorregamentos e inundações deflagrados no evento do verão de 2009-2010 no município de São Luiz do Paraitinga (SP): (A) e (B) Cicatrizes de escorregamentos nas encostas do município; (C) e (D) Inundação do rio Paraitinga junto à área urbana; (C) com destaque para a destruição de prédios históricos dos séculos XVIII e XIX. Fonte: Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo (IPT-SP).

FIGURE 4 – Landslides and flood triggered in the 2009-2010 Event during the summer in São Luiz do Paraitinga Municipality (São Paulo State): (A) and (B) landslide scars on the slopes; (C) and (D) Urban area flooded by the Paraitinga river; (C) that caused the destruction of historical buildings from the XVIII and XIX centuries. Source: IPT-SP.

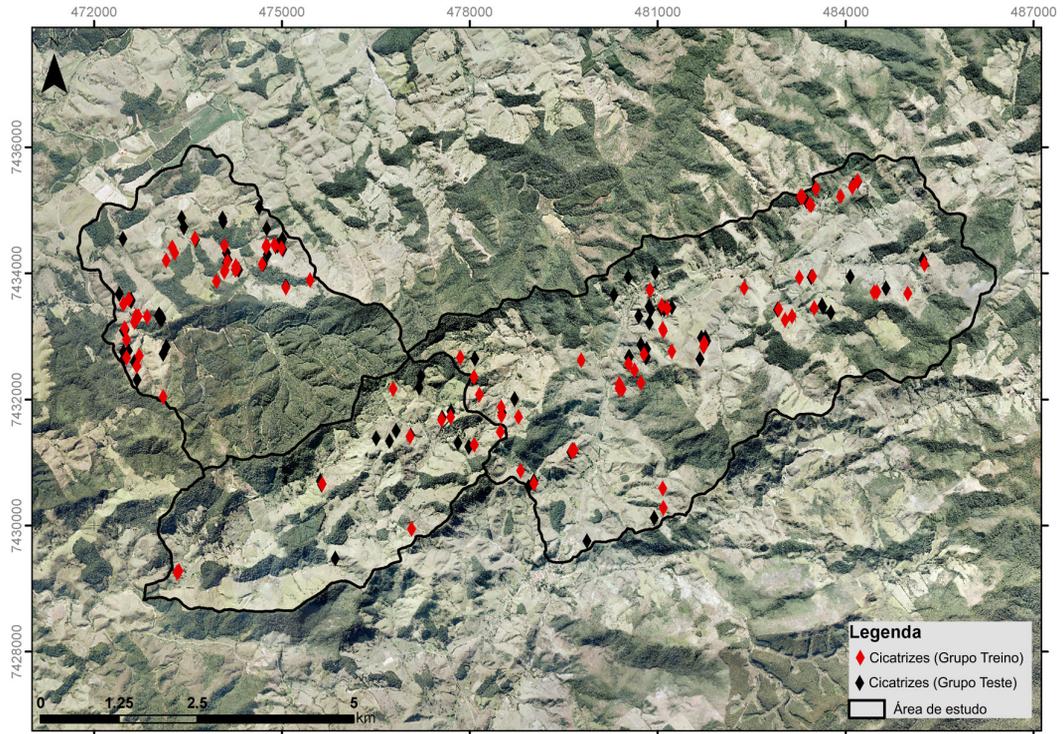


FIGURA 5 – Recorte do inventário de escorregamentos e partição aleatória das cicatrizes em *subset* Treino e *subset* Teste.

FIGURE 5 – Landslide inventory and random partition in two groups (Training subset and Test subset).

outro para validação dos mapas de suscetibilidade de base estatística e cálculo da capacidade preditiva (Grupo Teste) (Figura 5).

### 3.2 Fatores condicionantes

Foram elaborados seis mapas de fatores condicionantes dos escorregamentos: declividade (ângulo), orientação (aspecto), Índice Topográfico de Umidade (Topographic Wetness Index – TWI), curvatura, litologia e uso da terra, utilizando o *software* SAGA GIS (CONRAD *et al.* 2015). Estes parâmetros foram selecionados com base em trabalhos anteriores no Sudeste do Brasil (FERNANDES *et al.* 2004, DIAS *et al.* 2018, OLIVEIRA *et al.* 2018, BONINI *et al.* 2020, CANAVESI *et al.* 2020, EIRAS *et al.* 2021) e descrevem características das encostas consideradas relevantes para a ocorrência de escorregamentos rasos (Tabela 1).

Os parâmetros morfométricos foram derivados de um Modelo Digital de Elevação *TanDEM-X* (12 m) (KRIEGER *et al.* 2013). A litologia foi obtida a partir de mapa geológico em

escala 1:100.000 (HASUI *et al.* 1978a), de maior detalhe disponível para a região. Para os mapas de declividade e TWI foram definidas seis classes segundo o algoritmo de quebras naturais (JENKS 1977). Já o mapa de curvatura contém três classes: côncava ( $< -0,04$ ), retilínea ( $-0,04$  a  $0,04$ ) e convexa ( $> 0,04$ ). Os demais fatores condicionantes foram utilizados como variáveis categóricas.

### 3.3 Análise de correlação

Foi elaborado um modelo de regressão linear entre o inventário de cicatrizes e cada fator condicionante isoladamente, visando quantificar o grau de associação de cada fator condicionante com a distribuição das cicatrizes a partir do coeficiente de regressão, p-valor,  $R^2$  e  $R^2$  ajustado. Essa análise objetivou identificar quais os fatores condicionantes com melhor correlação com o inventário, a fim de classificar os parâmetros conforme sua relevância. Os modelos de regressão linear foram computados utilizando linguagem R (R CORE TEAM 2019).

TABELA 1 – Fatores condicionantes selecionados e justificativa para inclusão na análise de suscetibilidade.

TABLE 1 – Conditioning factors selected and justificative for inclusion on the landslide susceptibility analysis.

<i>Parâmetro</i>	<i>Justificativa para seleção</i>	<i>Fonte</i>	<i>Referências</i>
<i>Declividade (ângulo)</i>	Fator determinante para a ocorrência de escorregamentos, pois as tensões de cisalhamento tendem a aumentar quanto maior o ângulo da encosta	MDE TanDEM-X (12 m)	BIERMAN & MONTGOMERY (2014), MCCOLL (2015)
<i>Orientação (aspecto)</i>	Pode ser associado a características geométricas da encosta, como o rumo do mergulho das camadas do substrato e à maior ou menor exposição à radiação solar e à precipitação	MDE TanDEM-X (12 m)	GAO (1993), SELBY (1993)
<i>Índice Topográfico de Umidade (TWI)</i>	Indica o controle topográfico sobre processos hidrológicos na encosta, com tendência de acúmulo de água em setores com TWI alto e menor quantidade de água em áreas com TWI baixo	MDE TanDEM-X (12 m)	BEVEN & KIRKBY (1979), SEIBERT <i>et al.</i> (2007)
<i>Curvatura</i>	Exerce controle sobre os fluxos de água nas encostas, com tendência à concentração em curvaturas côncavas e dispersão nas curvaturas convexas	MDE TanDEM-X (12 m)	O'LOUGHLIN (1986), MONTGOMERY & DIETRICH (1994)
<i>Litologia</i>	Controla, em parte, as propriedades geotécnicas dos solos e saprolitos derivados de sua alteração (por ex. ângulo de atrito interno e coesão) e o desenvolvimento de zonas de alteração preferenciais	Mapa geológico 1:100.000 (HASUI <i>et al.</i> 1978a)	GERSCOVICH <i>et al.</i> (2006), LACERDA (2007)
<i>Uso da terra</i>	Caracteriza o tipo de atividade antrópica que, em associação com as condições do terreno podem levar a instabilidades. Também identifica a cobertura vegetal, onde a presença de um denso e complexo sistema radicular pode favorecer a estabilidade ao mesmo tempo em que o peso das árvores pode contribuir para uma menor estabilidade da encosta durante eventos pluviométricos intensos	Interpretação visual de ortofotos (1 m) (2010-2011)	GREENWAY (1987), SCHMIDT <i>et al.</i> (2001), GUTHRIE (2002), GOETZ <i>et al.</i> (2015), PISANO <i>et al.</i> (2017)

### 3.4 Mapas de suscetibilidade

Foi aplicado o método estatístico bivariado do Valor Informativo (YIN & YAN 1988), que estabelece correlações entre um conjunto de variáveis independentes (numéricas e/ou categóricas) e uma variável dependente (cicatrizas de escorregamentos). O Valor Informativo ( $IV_{ij}$ ) de uma classe  $j$  de um parâmetro  $i$  é computado utilizando a seguinte equação:

$$IV_{ij} = \log \frac{S_i/N_i}{S/N} \quad (1)$$

em que:  $S_i$  é o número de células com cicatrizes na classe  $j$  do parâmetro  $i$ ;  $N_i$  é o número de células da classe  $j$  do parâmetro  $i$ ;  $S$  é o número de células com cicatrizes em toda a área de estudo; e  $N$  é o número de células em toda a área de estudo.

Quando  $IV_{ij}$  é negativo, a classe  $j$  favorece a estabilidade da encosta. Quando  $IV_{ij}$  tem valor positivo, a presença da classe  $j$  favorece a ocorrência de escorregamentos. No caso da classe  $j$  não possuir escorregamentos, a Equação 1 não pode ser aplicada. Nessas situações, deve ser atribuído um valor negativo inteiro inferior ao menor  $IV_{ij}$  dentre todas

as classes de todos os parâmetros (CIURLEO *et al.* 2016).

A seleção de fatores condicionantes significativos foi feita a partir dos critérios  $\beta_i$  e  $\sigma_i$  (CIURLEO *et al.* 2016). O critério  $\beta_i$  (Equação 2) consiste em uma medida da influência de cada parâmetro  $i$  sobre o desempenho do modelo de suscetibilidade, computado por meio de uma matriz de contingência 2 x 2. O critério  $\sigma_i$  (Equação 3) corresponde ao desvio padrão dos valores de ponderação normalizados, mostrando a capacidade de discriminação dos valores de ponderação atribuídos às classes de cada parâmetro  $i$ .

$$\beta_i = \frac{TPR_i}{FPR_i} = \frac{TP_i/(TP_iFN_i)}{FP_i/(FP_iTN_i)} \quad (2)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (IV_{ij}^2 - IV_i)}{n-1}} \quad (3)$$

em que:  $TPR_i$  é a Taxa de Verdadeiros Positivos obtida pelo modelo relacionando um parâmetro  $i$  aos centroides das cicatrizes;  $FPR_i$  é a Taxa de Falsos Positivos para o parâmetro  $i$ ;  $TP_i$  é o número de células com cicatrizes em classes com  $IV_{ij}$  positivo;  $FN_i$  é

o número de células com cicatrizes em classes cujo  $IV_{ij}$  é negativo;  $FP_i$  é o número de células sem cicatrizes em classes com  $IV_{ij}$  positivo;  $TN_i$  é o número de células sem cicatrizes em classes com  $IV_{ij}$  negativo;  $IV_{ij}$  é o valor de ponderação normalizado de uma classe  $j$  de um parâmetro  $i$ ;  $IV_i$  é a média dos valores de ponderação atribuídos às classes do parâmetro  $i$ ; e  $n$  é o número de classes do parâmetro  $i$ .

Um parâmetro  $i$  é considerado relevante para análise de suscetibilidade se possuir  $\beta_i > 1,7$  e  $\sigma_i > 0,4$ . O limiar de  $\beta_i$  corresponde a um valor de área abaixo da curva igual a 0,7, equivalente a uma performance aceitável (FRESSARD *et al.* 2014, CIURLEO *et al.* 2016). Já o limiar de  $\sigma_i$  igual a 0,4 mostra que, numa classificação em oito quantis, metade das classes possuem uma densidade de cicatrizes igual a 1,7, com as demais cicatrizes distribuídas entre as classes restantes (CIURLEO *et al.* 2016).

Os critérios  $\beta_i$  e  $\sigma_i$  foram utilizados para seleção de fatores condicionantes relevantes em outros trabalhos, resultando em mapas de suscetibilidade com bom desempenho (CIURLEO *et al.* 2016, BORRELLI *et al.* 2018). Visando avaliar a eficácia dos critérios de seleção  $\beta_i$  e  $\sigma_i$  para produção de mapas de suscetibilidade em um contexto de escassez de dados geográficos detalhados, foram produzidos dois cenários com o modelo do Valor Informativo: um apenas com os fatores condicionantes relevantes selecionados com os critérios  $\beta_i$  e  $\sigma_i$  ( $S_2$ ); e outro considerando todos os seis fatores condicionantes inicialmente selecionados ( $S_6$ ). A comparação entre  $S_2$  e  $S_6$  objetivou quantificar diferenças de desempenho e padrão espacial entre cenários obtidos, a partir de uma seleção prévia, baseada em critérios quantitativos, e a partir de uma seleção de fatores condicionantes tradicional (baseada no conhecimento do operador do modelo sobre a área de estudo), respectivamente.

### 3.5 Validação e comparação dos cenários de suscetibilidade

O desempenho e a capacidade preditiva dos cenários foram quantificados a partir da área abaixo da curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*), computadas com o pacote ROCR (SING *et al.* 2005) executado com o *software* livre R. Curvas ROC relacionam a Taxa de Verdadeiros Positivos e a Taxa de Falsos Positivos para todas as classificações possíveis do mapa de suscetibilidade, sendo a Área Abaixo da Curva (AUC) uma medida geral da qualidade do modelo (BRADLEY 1997). Quando os valores AUC estão abaixo de 70%, a performance do cenário é considerada ruim. Já valores entre 70%

e 80% correspondem a uma performance ‘equilibrada’; entre 80% e 90% a performance é boa; e acima de 90% é considerada excelente (FRESSARD *et al.* 2014).

O desempenho foi quantificado com o Grupo Treino, mostrando a capacidade de os cenários de suscetibilidade de identificar as cicatrizes utilizadas no cálculo do Valor Informativo. A capacidade preditiva foi calculada com o Grupo Teste, permitindo avaliar a capacidade dos cenários em identificar um conjunto independente de ocorrências do processo (REICHENBACH *et al.* 2018).

Por fim, foi analisada a similaridade espacial dos mapas de suscetibilidade com o índice Kappa, calculado a partir da multiplicação de *Kappa Location* (que indica similaridades de localização entre as classes dos mapas) e *Kappa Histogram* (que mostra similaridades entre os mapas quanto às distribuições das classes), utilizando o *software Map Comparison Kit 3* (VISSER & DE NIJS 2006, ZÊZERE *et al.* 2017). O índice Kappa ( $k$ ) pode ser interpretado como o percentual entre os dois mapas, considerando uma probabilidade hipotética de acordo com as classificações (COHEN 1960, ZÊZERE *et al.* 2017).

O  $k$  pode assumir valores entre -1,0 (os mapas são totalmente diferentes) e 1,0 (os mapas são idênticos). O acordo entre os mapas é considerado quase perfeito se  $k$  assumir valores acima de 0,80; substancial, se  $k$  assumir valores entre 0,60 e 0,80; moderado, se  $k$  possuir valores entre 0,40 e 0,60; razoável para valores de  $k$  entre 0,20 e 0,40; e fraco se  $k < 0,20$  (LANDIS & KOCH 1977). Para a comparação por meio do índice Kappa, os cenários de suscetibilidade foram classificados em cinco classes, com áreas iguais entre as classes homônimas dos mapas (Muito Baixa – 40% da área; Baixa – 20%; Moderada – 20%; Alta – 10%; Muito Alta – 10%). Classificação similar foi adotada em outros trabalhos que buscaram avaliar a similaridade espacial de padrões de suscetibilidade (ZÊZERE *et al.* 2017, VAKHASHOORI & ZARE 2018), e justificase para que a influência de *Kappa Histogram* sobre o índice seja minimizada.

## 4 RESULTADOS

### 4.1 Análise de correlação e modelos de suscetibilidade

Os parâmetros com maior nível de significância ( $p$ -valor  $< 0,01$ ) na área de estudo foram o ângulo da encosta e o TWI (Tabela 2), com uma tendência

de aumento no número de cicatrizes com aumento do ângulo da encosta e um decréscimo conforme o aumento do TWI (Tabela 2). Estes dois fatores condicionantes também registraram o maior  $R^2$  e  $R^2$  ajustado (0,280 e 0,126, respectivamente) (Tabela 2), porém com correlações fracas. Além destes dois parâmetros, se destacam pelo seu nível de significância estatística a litologia ( $p$ -valor  $< 0,003$ ) e o uso da terra ( $p$ -valor = 0,014), porém com menor correlação com a distribuição de cicatrizes ( $R^2$  igual a 0,025 e 0,016, respectivamente) (Tabela 2).

TABELA 2 – Resultados da análise de correlação.

TABLE 2 – Results from correlation analysis.

Parâmetro	Coefficiente	$p$ -valor	$R^2$	$R^2$ Aj.
Ângulo	0,201	0,000	0,280	0,278
Aspecto	0,010	0,362	0,002	-0,0005
TWI	-0,173	0,000	0,126	0,124
Curvatura	-0,014	0,713	0,0004	-0,002
Uso da terra	0,070	0,014	0,016	0,014
Litologia	0,049	0,003	0,025	0,022

O modelo do Valor Informativo indicou como mais suscetíveis aos escorregamentos os setores de alta encosta ( $TWI < 7,4$ ), com ângulos superiores a  $30^\circ$ , expostos ao Norte, Noroeste e Leste e possuindo curvatura côncava ou retilínea (Tabela 3). Quanto à litologia e uso da terra, as encostas mais suscetíveis são embasadas por metatexitos e recobertas por pastagens, atuais e abandonadas (Tabela 3). O ângulo da encosta (Figura 6A) apresentou forte controle sobre a ocorrência de escorregamentos, com os Valores Informativos (IV) máximos e mínimos concentrados nas classes deste parâmetro (Tabela 3). A suscetibilidade a escorregamentos aumentou de forma diretamente proporcional ao ângulo da encosta até o limite de  $37^\circ$ , com um forte aumento da suscetibilidade na classe de ângulo entre  $30^\circ$  e  $37^\circ$  ( $IV_{ij} = 1,45$ ), com queda da suscetibilidade na classe de ângulo  $>38^\circ$  ( $IV_{ij} = 1,11$ ).

As classes de aspecto Norte ( $IV_{ij} = 0,39$ ), Noroeste ( $IV_{ij} = 0,57$ ) e Leste ( $IV_{ij} = 0,55$ ) (Figura 6B) com maior suscetibilidade possuem valores similares de IV (Tabela 3). Já as classes de aspecto Sul

TABELA 3 – Valor Informativo de cada classe de cada parâmetro.

TABLE 3 – Information Value computed for each class of each parameter.

Parâmetro	Classe	$IV_{ij}$
Declividade (graus)	< 10	-2,31
	11 - 17	-2,97
	18 - 23	-2,49
	24 - 29	-0,03
	30 - 37	1,45
	> 37	1,11
Orientação (aspecto) (-)	Norte	0,39
	Nordeste	-0,62
	Leste	0,55
	Sudeste	-0,55
	Sul	-0,74
	Sudoeste	-0,50
	Oeste	-0,22
	Noroeste	0,51
Índice Topográfico de Umidade (TWI) (-)	< 7,4	0,57
	7,4 - 8,6	-0,26
	8,6 - 10,2	-1,25
	10,2 - 12,5	-3,00
	12,5 - 15,4	-1,03
	> 15,4	-3,00
Curvatura geral (-)	Côncavo	0,05
	Retilíneo	0,16
	Convexo	-0,50
Litologia (-)	Zona de transição	-0,51
	Migmatitos estromatíticos homogêneos	0,08
	Micaxistos	-0,98
	Metatexitos	0,98
	Granitoides	-0,14
Uso da terra (-)	Agricultura	-3,00
	Estradas	-3,00
	Floresta secundária	-1,56
	Urbano	-3,00
	Pastos	0,40
	Corpo d'água	-3,00
	Silvicultura	-3,00

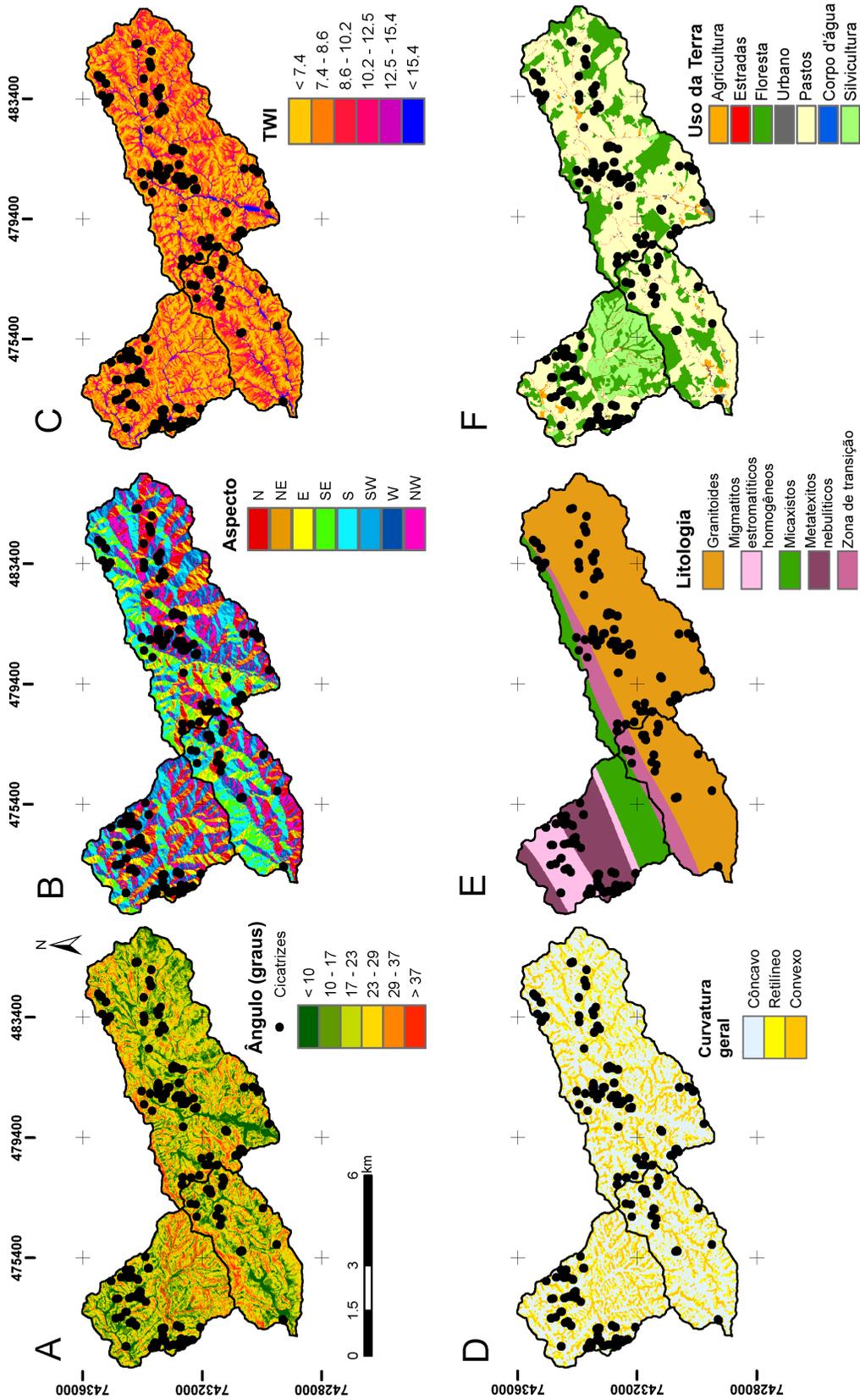


FIGURA 6 – Mapas de fatores condicionantes. (A) Ângulo da encosta; (B) Aspecto; (C) Índice Topográfico de Umidade; (D) Curvatura geral; (E) Litologia; e (F) Uso da terra.

FIGURE 6 – Conditioning factors maps: (A) slope; (B) aspect; (C) Topographic Wetness Index; (D) General curvature; (E) Lithology; and (F) Land use.

( $IV_{ij} = -0,74$ ) e Nordeste ( $IV_{ij} = -0,62$ ) foram menos suscetíveis. A classe de  $TWI < 7,4$  apresentou maior suscetibilidade (Figura 6C), sendo a única com IV positivo ( $IV_{ij} = 0,57$ ) (Tabela 3). As demais classes possuem IVs negativos, com ausência de cicatrizes em duas delas (12,5 – 12,6 e 15,5 – 22,9) (Tabela 3).

As classes de curvatura retilínea ( $IV_{ij} = 0,16$ ) e côncava ( $IV_{ij} = 0,05$ ) possuem maior suscetibilidade, enquanto a classe de curvatura convexa ( $IV_{ij} = -0,50$ ) é menos suscetível, apesar de também possuir cicatrizes (Figura 6D, Tabela 3). Quanto aos litotipos, os migmatitos homogêneos estromatíticos ( $IV_{ij} = 0,08$ ) e os metatexitos nebulíticos ( $IV_{ij} = 0,98$ ) foram mais suscetíveis, enquanto a zona de transição ( $IV_{ij} = -0,51$ ) e os micaxistos ( $-0,98$ ) são menos suscetíveis (Figura 6E, Tabela 3). A classe de pastos (atuais e degradados) ( $IV_{ij} = 0,40$ ) foi a mais suscetível aos escorregamentos, com menor suscetibilidade para classe de florestas ( $IV_{ij} = -1,56$ ) e ausência de cicatrizes na classe de silvicultura ( $IV_{ij} = -3,00$ ) (Figura 6F, Tabela 3).

Em relação aos limiares dos critérios de seleção  $\beta_i$  e  $\sigma_i$  (Tabela 4), apenas os parâmetros de ângulo das encostas ( $\beta_i = 4,05$ ;  $\sigma_i = 2,19$ ) e TWI ( $\beta_i = 1,77$ ;  $\sigma_i = 0,55$ ) satisfizeram ambos os critérios, sendo selecionados para o cenário apenas com os parâmetros relevantes ( $S_2$ ). O parâmetro litologia foi o terceiro com maior contribuição para o sucesso do modelo ( $\beta_i = 2,00$ ) (Tabela 4), porém apresentou baixa capacidade de discriminação entre litologias mais e menos suscetíveis ( $\sigma_i = 0,22$ ).

O parâmetro de uso da terra possui a mais alta capacidade de discriminação entre classes suscetíveis e não suscetíveis ( $\sigma_i = 2,35$ ), mas não

atingiu o limiar do critério  $\beta_i$  em função de sua alta Taxa de Falsos Positivos (0,63) e consequente diminuição dos valores assumidos por  $\beta_i$  (1,50) (Tabela 4). Já a curvatura geral destaca-se por sua baixa contribuição para o desempenho do modelo ( $\beta_i = 1,08$ ), com capacidade de discriminação entre classes estáveis e instáveis também baixa ( $\sigma_i = 0,23$ ), similar ao parâmetro de litologia (Tabela 4).

#### 4.2 Validação e comparação dos cenários de suscetibilidade

Há grandes diferenças visuais entre os mapas de suscetibilidade com áreas classificadas como suscetíveis em  $S_2$  nos setores cultivados com silvicultura e nos fragmentos de mata secundária, classes com Valores Informativos negativos ( $IV_{ij} = -3,00$  e  $IV_{ij} = -1,56$ , respectivamente) (Figura 7). O cenário  $S_2$  apresentou desempenho bom e capacidade preditiva ruim, respectivamente 75% e 58%. Estes valores são inferiores aos atingidos por  $S_6$ , com desempenho igual a 92,2% e capacidade preditiva de 88,7% (Figura 8).

Para comparação dos padrões espaciais de suscetibilidade, os mapas foram classificados em cinco classes com percentuais de área ocupada iguais entre classes homônimas dos mapas (Muito Baixa – 40% da área; Baixa – 20%; Moderada – 20%; Alta – 10%; Muito Alta – 10%). Apesar da diferença de desempenho e capacidade preditiva entre os cenários, os mapas classificam 55% da classe de suscetibilidade Muito Baixa de forma igual ( $k = 0,550$ ) e aproximadamente 42% na classe de suscetibilidade Muito Alta ( $k = 0,419$ ), indicando acordo moderado entre os cenários nestas classes ( $0,40 < k < 0,60$ ) (Tabela 5). O valor de  $k$  diminui quando consideradas todas as classes de suscetibilidade ( $k = 0,301$ ), indicando grau de acordo razoável ( $0,20 < k < 0,40$ ) (Tabela 5).

## 5 DISCUSSÃO

### 5.1 Análise de correlação e modelos de suscetibilidade

O aumento da suscetibilidade das encostas com ângulo maior que  $30^\circ$  e a tendência de diminuição em encostas muito íngremes ( $> 38^\circ$ ) é um intervalo similar àquele identificado em outros trabalhos no Sudeste do Brasil (DE PLOEY & CRUZ 1979, WOLLE & HACHICH 1989, FERNANDES *et al.* 2004, MICHEL *et al.* 2014, MICHEL *et al.* 2014, NERY & VIEIRA 2015, MARTINS *et al.* 2017).

TABELA 4 – Resultados da seleção a partir dos critérios  $\beta_i$  e  $\sigma_i$ .

TABLE 4 – Results from the selection based on the  $\beta_i$  and  $\sigma_i$  criteria.

Parâmetro	TPR <sub>i</sub>	FPR <sub>i</sub>	$\beta_i$	$\sigma_i$	Significativo para análise de suscetibilidade
Declividade	0,72	0,18	4,05	2,19	Sim
Orientação	0,63	0,39	1,61	0,55	Não
TWI	0,67	0,38	1,77	1,31	Sim
Curvatura geral	0,89	0,82	1,08	0,23	Não
Litologia	0,38	0,19	2,00	0,22	Não
Uso da terra	0,95	0,63	1,50	2,35	Não

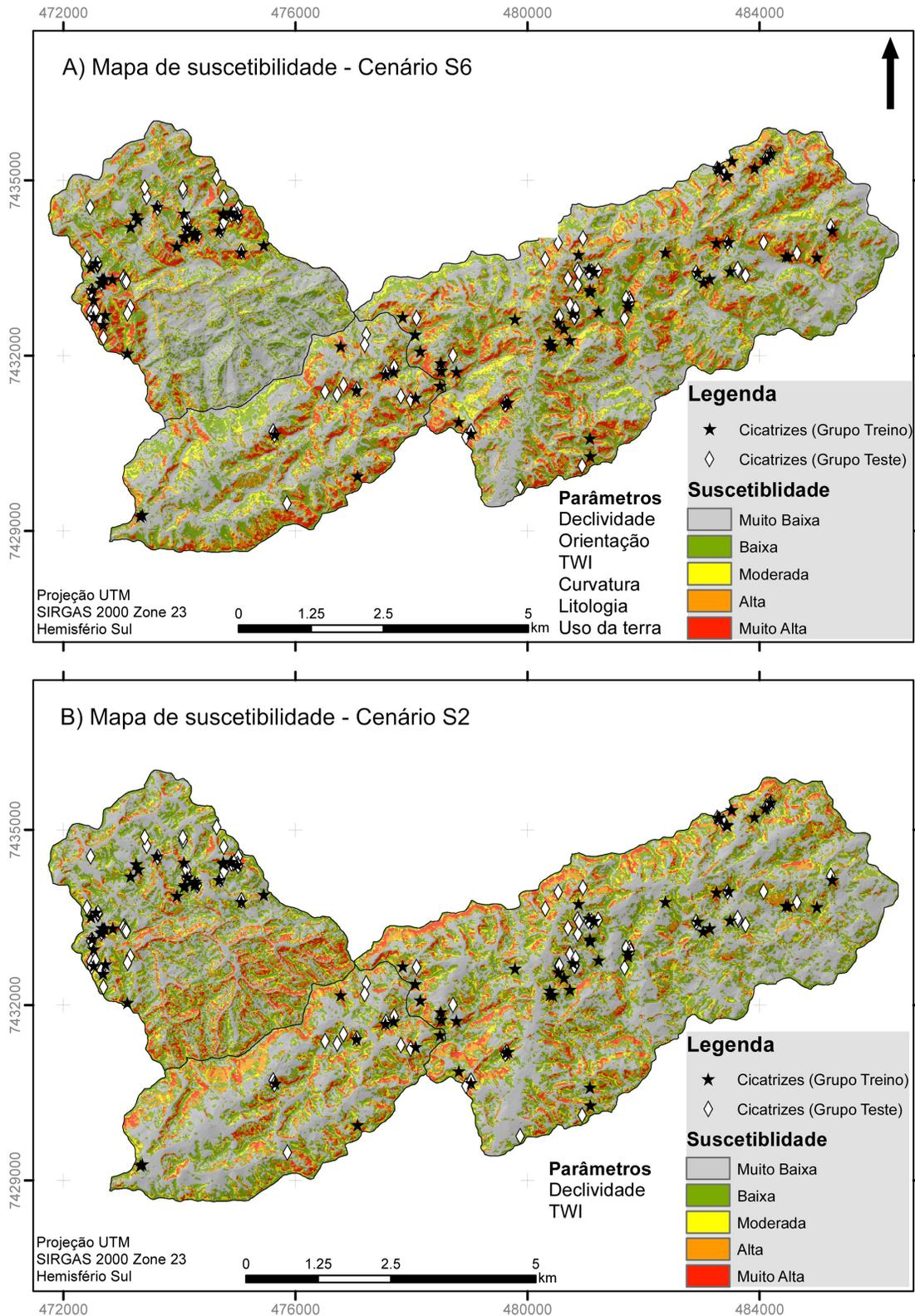


FIGURA 7 – Mapas de suscetibilidade a escorregamentos. (A) Cenário S6; (B) Cenário S2.

FIGURE 7 – Landslide susceptibility maps: (A) Scenario S6; (B) Scenario S2.

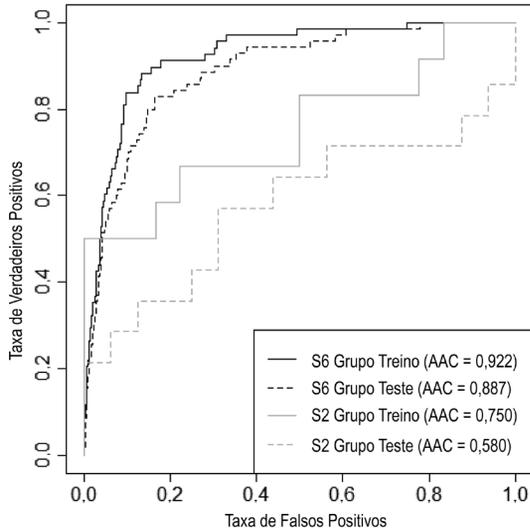


FIGURA 8 – Curvas ROC computadas para os cenários S2 e S6.

FIGURE 8 – ROC curves for scenarios S2 and S6.

TABELA 5 – Índice Kappa da comparação entre S2 e S6.

TABLE 5 – Kappa Index computed for Scenarios S2 vs. S6

Cenários	Classe de suscetibilidade (percentual de área ocupada)					Todas as classes
	MB 0-40%	B 40-70%	M 70-80%	A 80-90%	MA 90-100%	
S2 vs. S6						
<i>Kappa</i>	0,550	0,153	0,042	0,120	0,419	0,301
<i>Kappa Location</i>	0,556	0,159	0,045	0,150	0,423	0,316
<i>Kappa Histogram</i>	0,989	0,965	0,934	0,801	0,991	0,954

Legenda: MB – Muito Baixa; B – Baixa; M – Moderada; A – Alta; MA – Muito Alta

O ângulo das encostas foi indicado como o fator condicionante com maior peso sobre os resultados do modelo estatístico pelo método de CIURLEO *et al.* (2016). Este parâmetro também foi identificado como o de maior impacto nos resultados de modelos estatísticos de suscetibilidade em áreas no exterior (CARRARA *et al.* 1995, FABBRI *et al.* 2003, REICHENBACH *et al.* 2018) e em outras regiões do Brasil (CANAVESI *et al.* 2020, EIRAS *et al.* 2021).

A maior suscetibilidade das encostas orientadas para Norte, Nordeste e Leste pode ser associada à distribuição espacial das precipitações que deflagram os escorregamentos de 2009-2010, e também às características geométricas da encosta as-

sociadas ao substrato geológico (por ex., a direção de mergulho das camadas do substrato geológico) (SELBY 1993, CAPITANI *et al.* 2014). OLIVEIRA *et al.* (2018) e BONINI *et al.* (2020) identificaram nos municípios de São Luiz do Paraitinga (SP) e Cunha (SP) a ocorrência mais frequente de escorregamentos em litologias metamórficas com, predominantemente, planos de foliação e orientação de encosta para NW (principalmente 330°/21,7°). No entanto, dados em escala maior e com amostragem mais abrangente são necessários para indicar qual a principal relação da orientação das encostas e a suscetibilidade a escorregamentos rasos no Planalto de Paraitinga-Paraibuna.

A maior suscetibilidade das litologias metamórficas (metatexitos nebulíticos e migmatitos estromatíticos) pode ser associada ao controle da litologia sobre as propriedades geotécnicas dos solos residuais derivados de sua alteração e ao condicionamento de fluxos subsuperficiais e consequente desenvolvimento de zonas de alteração preferencial ao longo da densa rede de fraturas destas litologias (WOLLE *et al.* 1985, GERSCOVICH *et al.* 2006, LACERDA 2007). No entanto, faltam informações detalhadas sobre as propriedades dos solos residuais da região (por ex. espessura, coesão etc.) para determinar as causas da maior suscetibilidade dos solos derivados de litologias metamórficas. A capacidade de discriminação entre classes estáveis e instáveis abaixo do limiar do critério  $\sigma_i$  ( $\sigma_i = 0,22$ ) pode ser função da escassez de informações pedológicas e pode ser associada à escala do mapa geológico. Esse resultado também sugere que, de forma similar ao aspecto da encosta, é possível que a maior suscetibilidade das áreas embasadas por litologias metamórficas esteja associada a outros fatores como, por exemplo, a distribuição espacial das precipitações que deflagram o evento.

A tendência de diminuição da suscetibilidade com o aumento do TWI é corroborada por trabalhos realizados no Brasil (BRAGAGNOLO *et al.* 2020, CANAVESI *et al.* 2020, EIRAS *et al.* 2021) e em outros países (YILMAZ 2009, PEREIRA *et al.* 2012, EFIONG *et al.* 2021). Quanto aos casos brasileiros, os altos valores de TWI correspondem a setores íngremes e elevados das encostas, com baixa área de contribuição específica. Estes setores tendem a possuir solos residuais pouco espessos, que podem atingir a saturação rapidamente durante eventos pluviométricos intensos (BRAGAGNOLO *et al.* 2020, CANAVESI *et al.* 2020).

A relevância do TWI para a elaboração de modelos de suscetibilidade na região foi indicada pelo método de CIURLEO *et al.* (2016), sendo o segundo fator mais bem relacionado à distribuição das cicatrizes, o que também foi identificado em outros trabalhos realizados no Brasil (CANAVESI *et al.* 2020, EIRAS *et al.* 2021).

A suscetibilidade das encostas com curvatura côncava a retilínea pode ser associada à dinâmica dos fluxos subsuperficiais de água, com concentração de fluxos em encostas côncavas e dispersão de fluxos em encostas convexas (O'LOUGHLIN 1986, MONTGOMERY & DIETRICH 1994, FERNANDES *et al.* 2004, BIERMAN & MONTGOMERY 2014). Contudo, os IVs próximos de zero das classes de curvatura e os valores do critério  $\sigma_i$  (0,23) abaixo do limiar, indicam uma baixa capacidade de discriminação entre classes estáveis e instáveis, o que pode estar relacionado à resolução da representação do terreno e/ou à partição aleatória do inventário de cicatrizes adotado neste trabalho. Esse resultado sugere que, nesta escala e área de estudo, o TWI representa melhor as características hidrológicas da encosta quando comparado ao parâmetro de curvatura.

A associação entre a classe de uso das pastagens à ocorrência de escorregamentos pode possuir relação com uma possível alteração na coesão garantida pelo sistema radicular da vegetação (GREENWAY 1987, SCHMIDT *et al.* 2001). O subsequente abandono destas áreas anteriormente utilizadas em atividades econômicas (pecuária, agricultura etc.) tem papel importante no condicionamento das instabilidades, conforme também observado por PERSICHILLO *et al.* (2017). A alta capacidade de discriminação entre classes instáveis e estáveis indicada pelo critério  $\sigma_i$  se explica pela quantidade de classes de uso da terra sem cicatrizes, correspondentes, como no caso das áreas recobertas por vegetação, a tipos de uso que favorecem a estabilidade do terreno. No entanto, a dominância das pastagens, a classe mais suscetível, resultou em altas FPR<sub>i</sub> e reduziu o valor do critério  $\beta_i$  (1,50) abaixo do limiar de seleção ( $\beta_i > 1,70$ ), indicando que melhorias na classificação da cobertura e uso da terra são necessárias.

## 5.2 Validação e comparação dos cenários de suscetibilidade

A utilização de mais parâmetros em S<sub>6</sub> reduziu consideravelmente os falsos positivos nas áreas com vegetação, sugerindo a relevância de

outros parâmetros não selecionados com o método de CIURLEO *et al.* (2016). As encostas com ângulo acentuado foram quase todas consideradas como suscetíveis no cenário S<sub>2</sub>, mesmo em encostas com vegetação densa e silvicultura, onde existem poucas cicatrizes de escorregamento. Apesar de ser um parâmetro importante, o ângulo das encostas não é o único fator controlador dos escorregamentos na área de estudo, onde os escorregamentos estão também associados ao tipo de uso da terra.

Embora haja um aumento não-linear da AUC conforme são considerados mais parâmetros na análise de suscetibilidade (PEREIRA *et al.* 2012), os baixos valores de AUC em S<sub>2</sub> não justificam a utilização deste mapa para fins de planejamento territorial, mas sim para a definição de quais parâmetros com maior associação com a ocorrência de escorregamentos na região. Em outras palavras, ao considerar outros parâmetros, além dos mais relevantes (ângulo das encostas e TWI), pode-se esperar um resultado mais preciso no mapeamento preditivo em áreas com escassez de dados. No entanto, a seleção desses parâmetros deve ser fundamentada sob um ponto de vista geomorfológico, considerando as características da área de estudo, a escala do mapa e qual a relação entre a característica ambiental e os escorregamentos (VAN WESTEN *et al.* 2008, COROMINAS *et al.* 2014, REICHENBACH *et al.* 2018).

O grau de acordo moderado entre os cenários nas classes de suscetibilidade Muito Baixa (k = 0,550) e Muito Alta (k = 0,419) mostra o peso dos parâmetros de ângulo e TWI na definição das áreas mais suscetíveis, mas deve ser interpretado com cautela. A menor quantidade de classificações possíveis nas classes de suscetibilidade Muito Baixa e Muito Alta (apenas Baixa e Alta, respectivamente) tende a aumentar os valores assumidos por k, o que também foi observado em outros trabalhos que aplicaram esta comparação (ZÊZERE *et al.* 2017, VAKHASHOORI & ZARE 2018). Portanto, a menor consistência entre os modelos nas classes intermediárias (Baixa, Moderada e Alta) deriva, também, da maior quantidade possível de classificações nestas classes. O acordo entre os cenários cai para 30% das células quando são consideradas todas as classes de suscetibilidade (k = 0,301), mantendo-se em um valor considerado razoável (0,20 < k < 0,40) (Tabela 5). A queda do acordo se deve, sobretudo, à menor consistência das classes intermediárias entre os

cenários, mantendo o nível considerado razoável principalmente devido à consistência na classificação das classes de suscetibilidade Muito Baixa e Muito Alta.

## 6 CONCLUSÕES

- O ângulo das encostas e o Índice Topográfico de Umidade (TWI) foram os fatores condicionantes determinantes para a construção de mapas de suscetibilidade de base estatística, uma vez que a análise de correlação e o método de seleção de variáveis testado identificaram estes dois parâmetros como os mais significativos para explicar a distribuição espacial dos escorregamentos.

- O menor desempenho obtido pelo cenário gerado utilizando apenas o ângulo das encostas e o TWI ( $S_2$ ) reflete uma limitação dos dados disponíveis e não uma inadequação do método de seleção de variáveis.

- A seleção de variáveis para modelos estatísticos bivariados, com base no conhecimento do operador sobre os escorregamentos, foi adequada em áreas de estudo com escassez de dados geográficos detalhados, como é o caso do Planalto de Paraitinga-Paraibuna e da maioria das áreas de estudo no Brasil. No entanto, recomenda-se a aplicação de um método de seleção de variáveis como o testado neste trabalho para áreas onde estejam disponíveis dados em melhor escala, pois a aplicação de tais métodos torna mais objetiva e direta a seleção de fatores condicionantes.

## 7 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo financiamento concedido da pesquisa de Mestrado já finalizada (processo n. 164975/2018-7) e à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo financiamento da pesquisa de Doutorado em execução (processo nº 2021/04621-6). Agradecemos também ao Programa de Pós-Graduação em Geografia Física da Universidade de São Paulo (USP), ao Grupo de Pesquisas de Processos Morfodinâmicos e Ambientais da USP (GPMorfo) e ao Prof. Dr. Carlos Henrique Grohmann de Carvalho (IEE-USP) por ceder os dados de elevação TanDEM-X para esta pesquisa, fornecidos pelo German Aerospace Centre (DLR) através de um *Announcement of Opportunity & Proposal Call* (proposal DEM\_GEOL0538). Agradecemos aos

revisores pelas contribuições valiosas para a submissão original, que contribuíram para a melhora da qualidade do artigo.

## 8 REFERÊNCIAS

- AFUNGANG, R.N.; BATEIRA, C.V.D.M.; NKWEMOH, C.A. 2017. Assessing the spatial probability of landslides using GIS and informative value model in the Bamenda highlands. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(17): 1-15. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3155-1>
- ALEOTTI, P.; CHOWDHURY, R. 1999. Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 58(1): 21-44. <https://doi.org/10.1007/s100640050066>
- ALVALÁ, R.C.S.; DIAS, M.C.A.; SAITO, S.M.; STENNER, C.; FRANCO, C.; AMADEU, P.; RIBEIRO, J.; SANTANA, R.A.S.M.; NOBRE, C.A. 2019. Mapping characteristics of at-risk population to disasters in the context of Brazilian early warning system. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 41: 101326. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2019.101326>
- BARATA, F.E. 1969. Landslides in the tropical region of Rio de Janeiro. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOIL MECHANICS AND FOUNDATION ENGINEERING, 7, Mexico, *Anais*, 2: 507-516.
- BARELLA, C.F.; SOBREIRA, F.G.; ZÊZERE, J.L. 2019. A comparative analysis of statistical landslide susceptibility mapping in the southeast region of Minas Gerais state, Brazil. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78(5): 3205-3221. <https://doi.org/10.1007/s10064-018-1341-3>
- BEVEN, K.J.; KIRKBY, M.J. 1979. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrological Science Bulletin*, 24(1): 43-69. <https://doi.org/10.1080/02626667909491834>
- BIERMAN, P.R.; MONTGOMERY, D.R. 2014. *Key Concepts in Geomorphology*. Freeman and Company Publishers, New York, 464 p.

- BONINI, J.E.; BATEIRA, C.V.M.; DIAS, V.C.; MARTINS, T.D.; VIEIRA, B.C. 2020. Suscetibilidade a escorregamentos rasos a partir de parâmetros morfométricos e dos modelos SHALSTAB e do Valor Informativo. *Confins*, 46. <https://doi.org/10.4000/confins.30323>
- BONINI, J.E.; ROSS, J.L.S.; MARTINS, T.D.; VIEIRA, B.C. 2021. Escorregamentos rasos em São Luiz do Paraitinga (SP, Brasil) (2009-2010). *Physis Terrae - Revista Ibero-Afro-Americana de Geografia Física e Ambiente*, 2(2): 85-99. <https://doi.org/10.21814/physisterrae.3076>
- BORRELLI, L.; CIURLEO, M.; GULLÀ, G. 2018. Shallow landslide susceptibility assessment in granitic rocks using GIS-based statistical methods: the contribution of the weathering grade map. *Landslides*, 15(6): 1127-1142. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-0947-7>
- BRADLEY, A.P. 1997. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, 30: 1145-1159. [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00142-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00142-2)
- BRAGAGNOLO, L.; SILVA, R.V.; GRZYBOWSKI, J.M.V. 2020. Artificial neural network ensembles applied to the mapping of landslide susceptibility. *Catena*, 184: 104240. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104240>
- BROLLO, M.J.; CARLOS, A.; GUEDES, M. 2010. Desastres naturais e riscos em São Luiz do Paraitinga (SP). In: ABGE, SIMPÓSIO BRASILEIRO DE CARTOGRAFIA GEOTÉCNICA E GEOAMBIENTAL, 7, Maringá (PR), *Anais*.
- CABRAL, V.C.; REIS, F.A.G.V.; D’AFFONSECA, F.M.; LUCÍA, A.; CORRÊA, C.V.S.; VELOSO, V.; GRAMANI, M.F.; OGURA, A.T.; LAZARETTI, A.F.; VEMADO, F.; PEREIRA FILHO, A.J.; SANTOS, C.C.; LOPES, E.S.S.; RABACO, L.M.R.; GIORDANO, L.C.; ZARFL, C. 2021. Characterization of a landslide-triggered debris flow at a rainforest-covered mountain region in Brazil. *Natural Hazards*, 108(3): 3021-3043. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-04811-9>
- CANAVESI, V.; SEGONI, S.; ROSI, A.; TING, X.; NERY, T.; CATANI, F.; CASAGLI, N. 2020. 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 Sensing*, 2(11): 1-24. <https://doi.org/10.3390/rs12111826>
- CAPITANI, M.; RIBOLINI, A.; BINI, M. 2014. The slope aspect: A predisposing factor for landsliding? *Comptes rendus - Geoscience*, 345(11/12): 427-438. <https://doi.org/10.1016/j.crte.2013.11.002>
- CARRARA, A.; CARDINALI, M.; GUZZETTI, F.; REICHENBACH, P. 1995. GIS technology in mapping landslide hazard. In: A. Carrara & F. Guzzetti (eds.). *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*. Dordrecht, Kluwer Academic Publisher, p. 135-175.
- CIURLEO, M.; CALVELLO, M.; CASCINI, L. 2016. Susceptibility zoning of shallow landslides in fine grained soils by statistical methods. *Catena*, 139: 250-264. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2015.12.017>
- CIURLEO, M.; CASCINI, L.; CALVELLO, M. 2017. A comparison of statistical and deterministic methods for shallow landslide susceptibility zoning in clayey soils. *Engineering Geology*, 223: 71-81. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.04.023>
- COELHO, R.D.; GRAMANI, M.F.; VIEIRA, B.C. 2022. Soil physical properties and slope stability in Serra do Mar, southeastern Brazil. *Revista do Departamento de Geografia*, (42): e188406. <https://doi.org/10.11606/eISSN.2236-2878.rdg.2022.188406>
- COELHO-NETTO, A.L.; AVELAR, A.S.; LACERDA, W.A. 2009. Landslides and Disasters in Southeastern and Southern Brazil. *Developments in Earth Surface Processes*, 13: 223-243. [https://doi.org/10.1016/S0928-2025\(08\)10012-8](https://doi.org/10.1016/S0928-2025(08)10012-8)
- COHEN, J. 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1): 37-46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>

- CONRAD, O.; BECHTEL, B.; BOCK, M.; DIETRICH, H.; FISCHER, E.; GERLITZ, L.; WEHBERG, J.; WICHMANN, V.; BÖHNER, J. 2015. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. *Geoscientific Model Development*, 8(7): 1991-2007. <https://doi.org/10.5194/gmd-8-1991-2015>
- COROMINAS, J.; VAN WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALET, J.P.; VAN DEN EECKHAUT, M.; MAVROULI, O.; AGLIARDI, F.; PITILAKIS, K.; WINTER, M.G.; PASTOR, M.; FERLISI, S.; TOFANI, V.; HERVÁS, J.; SMITH, J.T. 2014. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 73(2): 209-263. <https://doi.org/10.1007/s10064-013-0538-8>
- COSTA NUNES, A.J. 1969. Landslides in soils of decomposed rocks due to intense rainstorms. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOIL MECHANICS AND FOUNDATION ENGINEERING*, 7, Mexico, *Anais*, 2: 547-554.
- CPTEC – CENTRO DE PREVISÃO DE TEMPO E ESTUDOS CLIMÁTICOS. 2010. *Boletim de Informações Climáticas*. CPTEC/INPE, Cachoeira Paulista.
- DE PLOEY, J.; CRUZ, O. 1979. Landslides in the Serra do Mar, Brazil. *Catena*, 6: 111-122. [https://doi.org/10.1016/0341-8162\(79\)90001-8](https://doi.org/10.1016/0341-8162(79)90001-8)
- DIAS, H.C.; BATEIRA, C.; PISSATO, E.; MARTINS, T.D.; VIEIRA, B.C. 2018. Avaliação da Suscetibilidade a Escorregamentos Rasos com Base na Aplicação de Estatística Bivariada: Resultados Preliminares. *Revista do Departamento de Geografia*, spe: 34-42. <https://doi.org/10.11606/rdg.v0ispe.144537>
- EFIONG, J.; ENI, D.I.; OBIEFUNA, J.N.; ETU, S.J. 2021. Geospatial Modelling of Landslide Susceptibility in Cross River State of Nigeria. *Scientific African*, 14: e01032. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2021.e01032>
- EIRAS, C.G.S.; SOUZA, J.R.G.; FREITAS, R.D.A.; BARELLA, C.F.; PEREIRA, T.M. 2021. Discriminant analysis as an efficient method for landslide susceptibility assessment in cities with the scarcity of predisposition data. *Natural Hazards*, 107(2): 1427-1442. <https://doi.org/10.1007/s11069-021-04638-4>
- FABBRI, A.G.; CHUNG, C. J. F.; CENDRERO, A.; REMONDO, J. 2003. Is prediction of future landslides possible with a GIS? *Natural Hazards*, 30(3): 487-503. <https://doi.org/10.1023/B:NHAZ.0000007282.62071.75>
- FERNANDES, N.F.; GUIMARÃES, R.F.; GOMES, R.A.T.; VIEIRA, B.C.; MONTGOMERY, D.R.; GREENBERG, H. 2004. Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: Field evidence and modeling. *Catena*, 55(2): 163-181. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(03\)00115-2](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(03)00115-2)
- FRATTINI, P.; CROSTA, G.; CARRARA, A. 2010. Techniques for evaluating the performance of landslide susceptibility models. *Engineering Geology*, 111(1/4): 62-72. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2009.12.004>
- FRESSARD, M.; THIERY, Y.; MAQUAIRE, O. 2014. Which data for quantitative landslide susceptibility mapping at operational scale? Case study of the Pays d’Auge plateau hillslopes (Normandy, France). *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(3): 569-588. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-569-2014>
- FROUDE, M.J.; PETLEY, D.N. 2018. Global fatal landslide occurrence 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 2012: 1-44. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-2161-2018>
- GAO, J. 1993. Identification of topographic settings conducive to landsliding from Nelson County, Virginia, U.S.A. *Earth Surface Processes and Landforms*, 18: 579-591. <https://doi.org/10.1002/esp.3290180702>
- GERSCOVICH, D.M.S.; VARGAS, E.A.; CAMPOS, T.M.P. 2006. On the evaluation of unsaturated flow in a natural slope in Rio de Janeiro, Brazil. *Engineering Geology*, 88: 23-40. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2006.07.008>
- GOETZ, J.N.; GUTHRIE, R.H.; BRENNING, A. 2015. Forest harvesting is associated with increased landslide activity during an

- extreme rainstorm on Vancouver Island, Canada. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 15(6): 1311-1330. <https://doi.org/10.5194/nhess-15-1311-2015>
- GOMES, R.A.T.; GUIMARÃES, R.F.; CARVALHO JÚNIOR, O.A.; FERNANDES, N.F.; AMARAL JÚNIOR, E.V. 2013. Combining spatial models for shallow landslides and debris-flows prediction. *Remote Sensing*, 5: 2219-2237. <https://doi.org/10.3390/rs5052219>
- GREENWAY, D.R. 1987 Vegetation and slope stability. In: M.G. Anderson & K.S. Richards (Eds.) *Slope Stability*. Chichester, Wiley, p. 187-230.
- GUIMARAES, R.F.; MONTGOMERY, D.R.; GREENBERG, H.M.; FERNANDES, N. F.; GOMES, R.A.T.; CARVALHO JUNIOR, O.A. 2003. Parameterization of soil properties for a model of topographic controls on shallow landsliding: Application to Rio de Janeiro. *Engineering Geology*, 69: 99-108. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(02\)00263-6](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(02)00263-6)
- GUTHRIE, R.H. 2002. The effects of logging on frequency and distribution of landslides in three watersheds on Vancouver Island, British Columbia. *Geomorphology*, 43(3/4): 273-292. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(01\)00138-6](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(01)00138-6)
- GUZZETTI, F.; CARRARA, A.; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P. 1999. Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 31(1/4): 181-216. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00078-1](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00078-1)
- HASUI, Y.; BISTRICHI, C.A.; CARNEIRO, C.D.R.; STEIN, D.P.; MELO, M.S.; PIRES NETO, A.G.; PONÇANO, W.L.; ALMEIDA, E.B.; SIRACUZA, J.R.; ABREU, A.C.S.; FRANGIPANI, A.; PRANDINI, F.L.; IWASA, O.Y. 1978a. *Geologia da Folha de São José dos Campos - SP, SF-23-Y-D-II, escala 1:100.000*. São Paulo: Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo S/A - IPT (Monografias IPT, 2).
- HASUI, Y.; PONÇANO, W.L.; BISTRICHI, C.A.; STEIN, D.P.; GALVÃO, C.A.; GIMENEZ, A.F.; ALMEIDA, M.A.; PIRES NETO, A.G.; MELO, M.S.; SANTOS, M.C.S.R. 1978b. *Geologia da Região Administrativa 3 (Vale do Paraíba) e parte da Região Administrativa 2 (Litoral) do Estado de São Paulo, escala 1:100.000*. São Paulo: Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo S/A - IPT (Monografias IPT, 1).
- IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. 2018. *População em Áreas de Risco no Brasil*. IBGE, Coordenação de Geografia, Rio de Janeiro.
- JENKS, G.F. 1977. Optimal data classification for choropleth maps. *Geography Department Occasional Paper*, 2(2).
- JONES, F.O. 1973. Landslides of Rio de Janeiro and the Serra das Araras Escarpment, Brazil. *Geological Survey Professional Papers*, Washington.
- KOBIYAMA, M.; GOERL, R.F.; CORRÊA, G.P.; MICHEL, G.P. 2010. Debris flow occurrences in Rio dos Cedros, Southern Brazil: Meteorological and geomorphic aspects. *WIT Transactions on Engineering Sciences*, 67: 77-88. <https://doi.org/10.2495/DEB100071>
- KRIEGER, G.; ZINK, M.; BACHMANN, B.; SCHULZE, D.; MARTONE, M.; RIZZOLI, P.; STEINBRECHER, U.; ANTONY, J.W.; ZAN, F.; HAJNSEK, I.; PAPATHANASSIOU, K.; KUGLER, F.; CASSOLA, M.R.; YOUNIS, M.; BAUMGARTNER, S.; LÓPEZ-DEKKER, P.; PRATS, P.; MOREIRA, A. 2013. TanDEM-X: A radar interferometer with two formation-flying satellites. *Acta Astronautica*, 89: 83-98. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2013.03.008>
- LACERDA, W.A. 2007. Landslide initiation in saprolite and colluvium in southern Brazil: Field and laboratory observations. *Geomorphology*, 87(3): 104-119. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.03.037>
- LANDIS, J.R.; KOCH, G.G. 1977. The Measurement of Observer Agreement for

- Categorical Data. *Biometrics*, 33(1): 159-174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- LIU, L.L.; YANG, C.; WANG, X. M. 2021. Landslide susceptibility assessment using feature selection-based machine learning models. *Geomechanics and Engineering*, 25(1): 1-16. <http://dx.doi.org/10.12989/gae.2021.25.1.001>
- MARTINS, T.D.; VIEIRA, B.C.; FERNANDES, N.F.; OKA-FIORI, C.; MONTGOMERY, D.R. 2017. Application of the SHALSTAB model for the identification of areas susceptible to landslides: Brazilian case studies. *Revista de Geomorphologie*, 19: 136-144. <https://doi.org/10.21094/rg.2017.015>
- MASSAD, F.; CRUZ, P.T.; KANJI, M.A.E.; ARAÚJO FILHO, H.A. 2000. Characteristics and volume of sediment transported in debris flows in Serra do Mar, Cubatão, Brasil. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON DEBRIS FLOW DISASTER, Caracas, Venezuela, *Anais*.
- MCCOLL, S.T. 2015. Chapter 2 - Landslide Causes and Triggers. In: J.F. Shroder & T. Davies (eds.) *Hazards and Disasters Series: Landslide Hazards, Risks, and Disasters*. Boston, Academic Press, p. 17-42. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-396452-6.00002-1>
- MICHEL, G.P.; KOBIYAMA, M.; GOERL, R.F. 2014. Comparative analysis of SHALSTAB and SINMAP for landslide susceptibility mapping in the Cunha River basin, southern Brazil. *Journal of Soils and Sediments*, 14: 1266-1277. <https://doi.org/10.1007/s11368-014-0886-4>
- MICHELETTI, N.; FORESTI, L.; ROBERT, S.; LEUENBERGER, M.; PEDRAZZINI, A.; JABOYEDOFF, M.; KANEVSKI, M. 2014. Machine Learning Feature Selection Methods for Landslide Susceptibility Mapping. *Mathematical Geosciences*, 46: 33-57. <https://doi.org/10.1007/s11004-013-9511-0>
- MONTGOMERY, D.R.; DIETRICH, W.E. 1994. A physically based model for the topographical control on shallow landsliding. *Water Resources Research*, 30(4): 1153-1171. <https://doi.org/10.1029/93WR02979>
- NERY, T.D.; VIEIRA, B.C. 2015. Susceptibility to shallow landslides in a drainage basin in the Serra do Mar, São Paulo, Brazil, predicted using the SINMAP mathematical model. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 74(2): 369-378. <https://doi.org/10.1007/s10064-014-0622-8>
- O'LOUGHLIN, E.M.O. 1986. Prediction of Surface Saturation Zones in Natural Catchments by Topographic Analysis. *Water Resources Research*, 22(5): 794-804. <https://doi.org/10.1029/WR022i005p00794>
- OLIVEIRA, M.R.P.; VIEIRA, B.C.; ROSS, J.L.S. 2018. Suscetibilidade Morfológica e Geológica aos Escorregamentos no Planalto de Paraitinga-Paraibuna (SP). *Revista do Departamento de Geografia*, Especial: 3-106. <https://doi.org/10.11606/rdg.v0iispe.148486>
- PEREIRA, S.; ZÊZERE, J.L.; BATEIRA, C.V.D.M. 2012. Technical Note: Assessing predictive capacity and conditional independence of landslide predisposing factors for shallow landslide susceptibility models. *Natural Hazards and Earth System Science*, 12: 979-988. <https://doi.org/10.5194/nhess-12-979-2012>
- PERSICHILLO, M.G.; BORDONI, M.; MEISINA, C. 2017. The role of land use changes in the distribution of shallow landslides. *Science of the Total Environment*, 574: 924-937. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.09.125>
- PHAM, B.T.; VAN DAO, D.; ACHARYA, T.D.; VAN PHONG, T.; COSTACHE, R.; VAN LE, H.; NGUYEN, H.B.T.; PRAKASH, I. 2021. Performance assessment of artificial neural network using chi-square and backward elimination feature selection methods for landslide susceptibility analysis. *Environmental Earth Sciences*, 80: 1-13. <https://doi.org/10.1007/s12665-021-09998-5>
- PISANO, L.; ZUMPANO, V.; MALEK; ROSSKOPF, C.M.; PARISE, M. 2017. Variations in the susceptibility to landslides, as a consequence of land cover changes: A look to the past, and another towards the future. *Science of the Total Environment*, 601/602: 1147-1159. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.05.231>

- R CORE TEAM 2019. *R: A language and environment for statistical computing*. Viena, Austria, R Foundation for Statistical Computing. Disponível em <https://www.r-project.org/>
- REICHENBACH, P.; ROSSI, M.; MALAMUD, B.D.; MIHIR, M.; GUZZETTI, F.A. 2018. Review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 180: 60-91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- RICCOMINI, C.; SANT'ANNA, L.G.; FERRARI, A.I. 2004. Evolução Geológica do Rift Continental do Sudeste do Brasil. In: V. Mantesso-Neto, A. Bartorelli, C.D.R. Carneiro, B.B. Brito-Neves (Eds.) *Geologia do Continente Sul Americano: Evolução da Obra de Fernando Flávio Marques de Almeida*. São Paulo, Becca, p. 383-405.
- ROSS, J.L.S.; MOROZ, I.C. 1996. Mapa Geomorfológico do Estado de São Paulo. *Revista do Departamento de Geografia*, 10: 41-58. <https://doi.org/10.7154/RDG.1996.0010.0004>
- SCHMIDT, K.M.; ROERING, J.J.; STOCK, J.D.; DIETRICH, W.E.; MONTGOMERY, D.R.; SCHAUB, T. 2001. The variability of root cohesion as an influence on shallow landslides susceptibility in the Oregon Coast Range. *Canadian Geotechnical Journal*, 38: 995-1024. <https://doi.org/10.1139/cgj-38-5-995>
- SEIBERT, J.; STENDAHL, J.; SØRENSEN, R. 2007. Topographical influences on soil properties in boreal forests. *Geoderma*, 141(1-2): 139-148. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.05.013>
- SELBY, M.J. 1993. *Hillslope Materials and Processes*. Oxford University Press, Oxford, 451 p.
- SING, T.; SANDER, O.; BEERENWINKEL, N.; LENGAUER, T. 2005. ROCr: visualizing classifier performance in R. *Bioinformatics*, 21(20): 3940-3941. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti623>
- SOETERS, R.; VAN WESTEN, C.J. 1996. Slope instability recognition, analysis, and zonation. *Landslides: Investigation and Mitigation*, Special: 129-177.
- VAKHASHOORI, V.; ZARE, M. 2018. Is the ROC curve a reliable tool to compare the validity of landslide susceptibility maps? *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 9(1): 249-266. <https://doi.org/10.1080/19475705.2018.1424043>
- VAN WESTEN, C.J.; CASTELLANOS, E.; KURIAKOSE, S.L. 2008. Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: An overview. *Engineering Geology*, 102(3/4): 112-131. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.03.010>
- VIEIRA, B.C.; GRAMANI, M.F. 2015. Serra do Mar: the most “tormented” relief in Brazil. In: B.C. Vieira, A.A. Salgado, L.J.C. Santos (eds.) *Landscapes and Landforms of Brazil*, World Geomorphological Landscapes. London, Springer, p. 285-297.
- VIEIRA, B.C.; FERNANDES, N.F.; AUGUSTO FILHO, O.; MARTINS, T.D.; MONTGOMERY, D.R. 2018. Assessing shallow landslide hazards using the TRIGRS and SHALSTAB models, Serra do Mar, Brazil. *Environmental Earth Sciences*, 77(6): 1-15. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7436-0>
- VISSER, H.; DE NIJS, T. 2006. The map comparison kit. *Environmental Modelling and Software*, 21(3): 346-358. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2004.11.013>
- WOLLE, C.M.; HACHICH, W. 1989. Rain-induced landslides in Southeastern Brazil. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOIL MECHANICS AND FOUNDATION ENGINEERING, 12, Rio de Janeiro, *Anais*, 1639-1642.
- WOLLE, C.M.; BENVENUTO, C.; COSTA FILHO, L.M.; FONSECA, A.M.C.C.; FRANÇOSO, N.T.; KANJI, M.A.; SANDRONI, S.S. 1985. *Peculiarities of geotechnical behaviour of tropical lateritic and saprolitic soils - Progress Report (1982-1985)*. São Paulo, Associação Brasileira de Mecânica de Solos (ABMS).
- YILMAZ, I. 2009. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and

their comparison: A case study from Kat landslides (Tokat-Turkey). *Computers and Geosciences*, 35(6): 1125-1138. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2008.08.007>

YIN, K.L.; YAN, T.Z. 1988. Statistical prediction models for slope instability of metamorphosed rocks. In: L. Bonnard (ed.) INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON LANDSLIDES, 5, Lausanne, *Anais*.

ZALÁN, P.V.; OLIVEIRA, J.A.B. 2005. Origem e evolução estrutural do Sistema de Rittes Cenozóicos do Sudeste do Brasil. *Boletim de Geociências da Petrobras*, 13(2): 269-300.

ZÊZERE, J.L.; PEREIRA, S.; MELO, R.; OLIVEIRA, S.C.; GARCIA, R.A.C. 2017. Mapping landslide susceptibility using data-driven methods. *Science of the Total Environment*, 589: 250-267. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.02.188>

*Endereço dos autores:*

José Eduardo Bonini – Programa de Pós-Graduação em Geografia Física (PPGF-USP), Avenida Professor Lineu Prestes, 338, Cidade Universitária, CEP 05508-000, São Paulo, SP, Brasil. *E-mail:* jose.bonini@usp.br

Bianca Carvalho Vieira e Jurandyr Luciano Sanches Ross – Departamento de Geografia, Universidade de São Paulo, Avenida Professor Lineu Prestes, 338, Cidade Universitária, CEP 05508-000, São Paulo, SP, Brasil. *E-mails:* biancav@usp.br, juraross@usp.br

Carlos Valdir de Meneses Bateira – Riskam, CEG, ULisboa/FLUP/UP (Portugal), Via Panorâmica Edgar Cardoso s/n, 4150564, Porto, Portugal. *E-mail:* carlosbateira@gmail.com

Tiago Damas Martins – Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP), Avenida Jacu-Pêssego, 2630, CEP 08260-001, São Paulo, SP, Brasil. *E-mail:* td.martins@unifesp.br

*Artigo submetido em 7 de julho de 2022, aceito em 31 de agosto de 2022.*

