

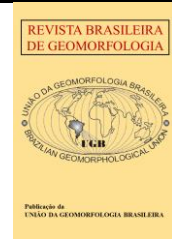


<https://rbgeomorfologia.org.br/>
ISSN 2236-5664

Revista Brasileira de Geomorfologia

v.24, n° 3 (2023)

<http://dx.doi.org/10.20502/rbg.v24i3.2305>



Artigo de Pesquisa

Implementação de uma topografia pré-ruptura na predição estatística bivariada de escorregamentos

Pre-failure topography implementation to predict landslides using a bivariate statistical model

João Paulo de Carvalho Araújo ¹, César Falcão Barella ², José Luís Zêzere ³, Nelson Ferreira Fernandes ⁴

- ¹ Universidade Federal do Rio de Janeiro, Departamento de Geografia, Rio de Janeiro, Brasil. jpaulo_geo@hotmail.com.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8559-7798>
- ² Universidade Federal de Ouro Preto, Departamento de Engenharia Ambiental, Ouro Preto, Brasil.
cesarbarella@ufop.edu.br
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6005-9125>
- ³ Universidade de Lisboa, Instituto de Geografia e Ordenamento do Território, Lisboa, Portugal. zezere@campus.ul.pt
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3953-673X>
- ⁴ Universidade Federal do Rio de Janeiro, Departamento de Geografia, Rio de Janeiro, Brasil. nelsonff@acd.ufrj.br.
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4747-3342>

Recebido: 12/10/2022; Aceito: 08/05/2023; Publicado: 26/09/2023

Resumo: Movimentos gravitacionais de massa são fenômenos naturais que impactam a economia, a infraestrutura e a vida de milhares de pessoas. Na modelagem estatística, os Modelos Digitais do Terreno (MDTs) são frequentemente utilizados na identificação das cicatrizes de escorregamentos e na geração dos mapas temáticos causativos que podem ser analisados individualmente ou computados em conjunto para gerar o mapa final de susceptibilidade a escorregamentos. Contudo, quando obtidos após a ocorrência dos movimentos de massa, estes MDTs não mais representarão as características do terreno que favoreceram a ocorrência das instabilidades (topografia pós-falha). Ademais, o uso de assinaturas morfométricas arquetípicas de escorregamentos pretéritos em modelos estatísticos implica em erros conceituais relevantes. Uma possível solução para este problema é assumir que a morfometria pré-ruptura possa ser inferida pelas áreas adjacentes às cicatrizes que não foram perturbadas pelos escorregamentos. Este trabalho apresenta um método de reconstrução da topografia pré-ruptura a partir da nuvem de pontos de elevação do último retorno dos pulsos *laser* de um sensor LIDAR e faz uso do MDT pré-ruptura na modelagem de predição estatística bivariada (Pesos de Evidência) dos escorregamentos nas bacias do Quitite e Papagaio, na cidade do Rio de Janeiro. Sete modelos de susceptibilidade a escorregamentos foram produzidos pela combinação de oito fatores causativos. Cada mapa teve sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da área abaixo da curva (AAC) de predição. O modelo final (AAC = 0,77) evidencia os controles topográficos e hidrológicos diretos e o controle litológico e estrutural indireto na deflagração dos escorregamentos. Os escorregamentos são condicionados, principalmente pelas encostas entre os ângulos de 26° e 52°, voltadas para as faces Norte, Nordeste e Noroeste, em forma côncava convergente e côncava divergente e com área de contribuição entre $\log_{10} 1,8\text{m}^2$ e $\log_{10} 4,1\text{m}^2$. Os resultados respeitam os principais pressupostos do modelo e proporcionam uma visão sintetizada e robusta das áreas susceptíveis a escorregamento, mesmo em um ambiente de grande complexidade geoambiental, como é o caso da área de estudo.

Palavras-chave: Movimentos Gravitacionais de Massa; sistemas de detecção e alcance da luz; sistemas de escaneamento aerotransportado por laser; MDT Pré-ruptura; MDT Pós-ruptura

Abstract: Landslides are natural phenomena that impact the economy, infrastructure, and the lives of thousands of people. In statistical modeling, Digital Terrain Models (DTMs) are often used to identify landslide scars and to generate causative maps, which can be analyzed individually or computed together to generate a landslide susceptibility map. However, when obtained after the occurrence of the landslides, these DTMs will no longer represent the terrain characteristics that favored the occurrence of the instabilities (post-failure topography). Moreover, the use of archetypical morphometric signatures of past landslides in statistical models implies relevant conceptual errors. A possible solution to this problem is to assume that pre-failure topography can be inferred by the areas adjacent to the scars that have not been disturbed by the landslides. This paper presents a method for topography reconstructing using LIDAR point cloud database - last return – to predict landslides in bivariate statistical modeling (Weights of Evidence) in the Quitite and Papagaio basins, in the city of Rio de Janeiro. Seven landslide susceptibility models were produced by combining eight causative factors. Each map had its predictive ability tested by calculating the area under the predictive rate curve (AUC). The final model (AUC = 0.77) highlights the direct topographic and hydrologic controls and the indirect lithologic and structural control in the triggering of landslides. The landslides are mainly conditioned by the slopes between the angles of 26° and 52°, facing the North, Northeast, and Northwest faces, in a concave slope curvature (convergent and divergent) and with the contributing area between $\log_{10}1.8\text{m}^2$ and $\log_{10}4.1\text{m}^2$. The results respect the main assumptions of the model and provide a synthesized and robust view of the landslide susceptible areas, even in a highly geodiverse environment, as is the case in the study area.

Keywords: landslides; Light Detection and Ranging; Airborne Laser Scanning; Pre-failure topography; Post-failure topography

1. Introdução

Os movimentos gravitacionais de massa (MMs) são fenômenos naturais que causam grandes impactos socioeconômicos em todo o mundo (PETLEY, 2012; KIRSCHBAUM *et al.*, 2015; FROUDE e PETLEY, 2018; HAQUE *et al.*, 2019) e atuam como importantes processos terrestres de denudação e evolução da paisagem (SELBY, 1993; LOPES, 1997; SIDLE e OCHIAI, 2006; KORUP *et al.*, 2010; EGHOLM *et al.*, 2013; BROECKX *et al.*, 2020). Desta forma, a quantificação e previsão dos MMs são procedimentos importantes, tanto para o planejamento urbano e gerenciamento das áreas susceptíveis à desastres, quanto em estudos geomorfológicos que analisam as dinâmicas de evolução do relevo. Em face da maior disponibilidade de Modelos Digitais do Terreno (MDTs) de alta resolução espacial, que são produtos da evolução tecnológica do sensoriamento remoto, e do crescente poder computacional das Unidades Centrais de Processamento (UCPs), torna-se necessário que os métodos e técnicas de previsão de MMs também estejam em constante processo de aperfeiçoamento.

As principais abordagens metodológicas de previsão de escorregamentos são as heurísticas, estatísticas, probabilísticas e determinísticas (Van WESTEN *et al.* 2006); porém, modelos quantitativos (indiretos) possuem a vantagem de serem menos subjetivos. Quando da falta de dados geotécnicos de campo (que possuem um alto custo operacional e financeiro), os modelos estatísticos de susceptibilidade a MMs podem ser uma opção vantajosa, uma vez que estabelecem uma relação direta e funcional entre os fatores causativos e a distribuição dos escorregamentos (GUZZETTI *et al.*, 1999; ZÉZERE *et al.*, 2008), sem levar em consideração as leis físicas que regulam o papel da água nas encostas. Entre estes modelos, o método estatístico de pesos de evidência sendo amplamente utilizado na identificação das áreas susceptíveis a MMs, como em Van Westen *et al.* (2003); Thiery *et al.* (2007); Dahal *et al.* (2008); Regmi *et al.* (2010); Neuhäuser *et al.* (2012); Piacentini *et al.* (2012); Chen *et al.* (2015); Ilia e Tsangaratos (2016); Teerarungsigul *et al.* (2016); Poonam *et al.* (2017), entre outros.

Contudo, muitos estudos de susceptibilidade a MMs, que fazem uso de modelos estatísticos de previsão, são produzidos utilizando variáveis topográficas frequentemente derivadas de MDTs adquiridos após a ocorrência dos MMs (STEGER *et al.*, 2020). São, regularmente, MDTs produzidos por tecnologias mais recentes e com melhor resolução espacial, ou mesmo contratados em decorrência de grandes desastres. Todavia, uma vez impactada, a área de estudo apresentará alterações morfométricas registradas por estes MDTs (MDTs pós-ruptura) que não mais representarão o arranjo de forças que causaram as instabilizações mapeadas. Em especial, os MDTs derivados de tecnologia LIDAR (*Light Detection and Ranging*), fornecem informações topográficas detalhadas, mesmo em superfícies montanhosas e densamente florestadas e, portanto, vem sendo amplamente utilizados na identificação e previsão dos MMs (e.g. MCKEAN e ROERING, 2004; ARDIZZONE *et al.*, 2007; MACKEY *et al.*, 2011; GUZZETTI *et al.*, 2012; JABOYEDOFF *et al.*, 2012; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2012; CHIGIRA *et al.*, 2013;

PÁNEK *et al.*, 2019; ARAÚJO *et al.*, 2022). Além de melhorarem a qualidade dos inventários de cicatrizes, estes MDTs também possibilitam a identificação MMs antigos que dificilmente seriam mapeados utilizando as tecnologias tradicionais (SCHULZ, 2007; MACKEY *et al.*, 2011; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2012).

Se de um lado os MDTs pós-ruptura de alta resolução espacial possibilitam uma melhor representação geométrica das deformações causadas por processos gravitacionais de massa, de outro lado, os fatores causativos computados por estes MDTs também guardam os registros topográficos destes processos e, quando utilizados na modelagem estatística, violam o principal pressuposto destes modelos, segundo o qual os escorregamentos futuros são mais prováveis de ocorrerem sob as mesmas condições dos escorregamentos passados. Assim, de acordo com o princípio do uniformitarismo, os fatores causativos dos escorregamentos mapeados devem permanecer constantes ao longo do tempo.

Para situações onde inexistam MDTs pretéritos à ocorrência dos MMs em escala adequada, é possível inferir, a partir do MDT pós-ruptura, uma morfometria pré-ruptura utilizando os *pixels* das áreas não perturbadas pelos escorregamentos adjacentes às cicatrizes (CONOSCENZI *et al.*, 2015). Três abordagens vêm sendo empregadas na obtenção de informações topográficas representativas das condições geradoras dos escorregamentos. Uma primeira abordagem busca inferir estas informações através de células consideradas geneticamente representativas, localizadas próximas às zonas de ruptura e que não foram atingidas pelos escorregamentos, como as chamadas células semente “*seed cells*”, (SÜZEN e DOYURAN, 2004a; b; NEFESLIOGLU, *et al.*, 2008a; NEFESLIOGLU, *et al.* 2008b; BAI *et al.*, 2010; NANDI e SHAKOOR, 2010), ou as células localizadas na borda superior da escarpa principal - MSUE (*main scarp upper edge*) (CLERICI *et al.*, 2006), ou mesmo aquelas localizadas em zonas de influência próxima aos escorregamentos BLIPs (*buffered landslide identification points*) (COSTANZO *et al.*, 2012). Uma segunda abordagem utiliza funções matemáticas simples para estimar a superfície pré-ruptura em células unitárias no centro das cicatrizes de uma matriz raster de declividade (VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2006) e/ou do mapa de orientação das encostas (STEGER *et al.*, 2016).

Uma terceira abordagem faz uso de métodos interpoladores para reconstruir a superfície erodida pelos escorregamentos em uma matriz raster ou uma superfície TIN (*Triangular Irregular Network*). Diferentemente das abordagens anteriores, que estimam uma topografia pré-ruptura em um único *pixel* da cicatriz, ou fora da cicatriz, em sua área de influência, esta abordagem busca reconstruir a topografia de toda a área afetada pelos MMs. Gorum *et al.* (2008) utilizaram a orientação das encostas e as curvas de nível como parâmetros a partir dos quais foram identificadas as mudanças no relevo por MMs. Tendo como referência as cicatrizes dos escorregamentos rotacionais de sua área de estudo, os autores transformaram um modelo digital de elevação (MDE) raster em uma nuvem de pontos regular (vetores) e, posteriormente, aplicaram um algoritmo interpolador aos pontos adjacentes às cicatrizes para gerar uma superfície pré-ruptura espacialmente distribuída. Conoscenti *et al.* (2015) também produziram um MDT pré-ruptura espacialmente distribuído sobre as áreas atingidas por fluxos de terra a partir de uma nuvem de pontos regular e curvas de nível obtidas de um MDT LIDAR. Steger *et al.* (2020) avaliaram as diferenças entre os modelos de susceptibilidade produzidos a partir das topografias pré-ruptura e pós-ruptura. Os autores interpolaram (TIN) os pontos de elevação derivados de um MDT LIDAR, localizados no entorno dos polígonos das cicatrizes, para gerar uma nova “situação aproximada da topográfica pré-falha”, dando ênfase à influência da resolução espacial do MDT e ao tamanho das cicatrizes na discussão dos resultados.

O objetivo deste trabalho é produzir uma situação topográfica pré-ruptura a partir da qual a susceptibilidade a escorregamentos possa ser analisada através de um modelo estatístico bivariado (pesos de evidências) em duas bacias pilotos no município do Rio de Janeiro. Diferentemente dos trabalhos que fazem uso dos métodos interpoladores para reconstruir a topografia afetada pelos MMs, este trabalho utiliza da nuvem de pontos do último retorno dos pulsos *laser* de um sensor ALS (*Airborne Laser Scanning*) para produzir o MDT pré-ruptura. Adicionalmente, este trabalho analisa o controle individual de oito fatores predisponentes - litologias, elevação, ângulo de encosta, área de contribuição (AC), índice topográfico de umidade (ITU), uso e cobertura, curvatura e orientação das encostas – na deflagração dos escorregamentos cartografados.

2. Modelo Estatístico Bivariado de Pesos de Evidência

O método de pesos de evidência (*Weights of Evidence*) é uma abordagem estatística bivariada baseada no teorema de Bayes e nos conceitos de probabilidade *a priori* e *a posteriori* (BONHAM-CARTER *et al.*, 1989). O método estabelece relações probabilísticas entre cada fator predisponente e os escorregamentos cartografados em uma área de estudo, permitindo atribuir a cada *pixel* do mapa a chance de este ser afetado no futuro. Desta forma,

os fatores predisponentes que causaram instabilizações no passado, em um determinado local, são estatisticamente determinantes e poderão ser os mesmos a produzir escorregamentos no futuro (CARRARA *et al.*, 1991).

Os conceitos de probabilidade *a priori* (incondicional) e *a posteriori* (condicional) são os mais importantes na abordagem bayesiana. A probabilidade *a priori* é a probabilidade de um evento determinada pelos mesmos tipos de eventos que já ocorreram no passado. Por exemplo, a probabilidade da ocorrência de escorregamentos no futuro pode ser determinada pela frequência dos escorregamentos que já ocorreram no passado. Assim, a probabilidade *a priori* será inferida pela razão entre a área - ou do número total dos *pixels* - de todas as cicatrizes dos escorregamentos mapeados e a área - ou o número total de *pixels* - da bacia hidrográfica. Entretanto, fatores relacionados à ocorrência dos escorregamentos, como as variáveis topográficas (elevação, ângulo de encosta, forma da encosta, orientação da encosta), hidrológicas (AC e ITU), entre outras (litologia, uso e cobertura) podem ser utilizados para atualizar o conhecimento prévio sobre a área de estudo e passam a definir uma condição de probabilidade *a posteriori*, ou probabilidade condicional.

Desta forma, o método de pesos de evidência conduz a uma melhor compreensão dos papéis individuais dos fatores predisponentes na deflagração dos escorregamentos à medida que estabelece uma relação estatística entre as variáveis independentes e os escorregamentos. A escolha destas variáveis, contudo, depende das características da área de estudo e da experiência do modelador. De acordo com Ayalew e Yamagishi (2005), não há um critério universal de seleção das fatores predisponentes; há, todavia, um consenso segundo o qual as variáveis independentes: (i) devem ter relação operacional e direta com as variáveis dependentes; (ii) devem ser espacialmente representadas em toda a área de estudo; (iii) devem ser mensuráveis; e (iv) ser não redundantes (condicionalmente independentes). Adicionalmente, segundo Atkinson e Massari (1998), o mapa final de susceptibilidade pode ser aprimorado se o modelador optar por utilizar variáveis independentes que reflitam as condições do terreno antes da instabilização

Os cálculos estatísticos são normalmente conduzidos utilizando os mapas dos fatores predisponentes em formato raster. Através das formulações apresentadas por Bonham-Carter (1994), um peso é associado para cada célula da matriz raster, como indicado nas equações 1 e 2.

$$W^+ = \ln \left(\frac{P\{F|L\}}{P\{F|\bar{L}\}} \right) = \ln \left[\frac{\frac{P\{F \cap L\}}{P\{L\}}}{\frac{P\{F \cap \bar{L}\}}{P\{\bar{L}\}}} \right] \quad (1)$$

$$W^- = \ln \left(\frac{P\{\bar{F}|L\}}{P\{\bar{F}|\bar{L}\}} \right) = \ln \left[\frac{\frac{P\{\bar{F} \cap L\}}{P\{L\}}}{\frac{P\{\bar{F} \cap \bar{L}\}}{P\{\bar{L}\}}} \right] \quad (2)$$

onde: P é a probabilidade condicional de um evento de escorregamento ocorrer L , ou mesmo não ocorrer \bar{L} , dada a presença F ou a ausência \bar{F} da classe de um determinado fator predisponente.

O peso positivo (W^+) indica que as variáveis preditivas estão presentes no local dos escorregamentos e a magnitude desses pesos assinala o grau de correlação positiva entre a presença da variável preditiva e os escorregamentos. Quando for $W^+ > 0$, a presença do fator preditivo (evidência) contribui para a presença dos escorregamentos, enquanto que $W^+ = 0$ indica que a evidência não é relevante e $W^+ < 0$ indica que a presença da evidência contribui para a ausência do escorregamento. Já o peso negativo (W^-) indica a ausência das variáveis preditivas e mostra o nível da correlação negativa. $W^- > 0$ significa que a ausência da evidência contribui para a presença de escorregamento, enquanto que em condições de $W^- = 0$ a evidência não é relevante e $W^- < 0$ indica que a ausência da evidência contribui para a ausência de escorregamentos.

A diferença entre os pesos positivo e negativo é denominada contraste (C_t) (Equação 3). A magnitude do contraste reflete a associação espacial global entre as variáveis preditivas e os escorregamentos. Quando $C_t > 0$, a presença da evidência é considerada influente sobre a ocorrência de escorregamentos. Se $C_t < 0$, a presença da evidência é negativa e não influencia no processo analisado. Quando $C_t = 0$, a evidência não possui qualquer relação com a ocorrência de escorregamentos, ou seja, são independentes. Para uma descrição matemática mais detalhada do modelo, consultar Bonham-Carter *et al.* (1989) e Bonham-Carter (1994).

$$C_t = W^+ - W^- \quad (3)$$

Na modelagem bayesiana, os mapas temáticos causativos devem ser estatisticamente independentes entre si, ou seja, o conhecimento de um evento preexistente não deve afetar a probabilidade de um outro evento. A quebra da premissa de independência condicional entre os mapas se traduz em uma redundância na análise de susceptibilidade e gera sobrevalorização dos resultados de predição (AGTERBERG *et al.*, 1993; AGTERBERG e CHENG, 2002). Para evitar este tipo de redundância, Bonham-Carter (1994) sugere o uso do teste do Qui-quadrado χ^2 , uma medida da independência entre os pares de mapas temáticos causativos. Posteriormente, para determinar o grau de relacionamento entre duas variáveis baseado no teste de χ^2 , podem ser utilizados coeficientes de associação, como o coeficiente de contingência de Pearson C e coeficiente de contingência modificado C^* , como em Almeida (2013). Estes coeficientes de associação são expressos através de números que variam de 0 (inexistência de associação) a 1 (associação perfeita). Valores de associação acima de 0,5 são considerados altos e denunciam a existência de dependência condicional.

Por fim, os mapas condicionalmente independentes e ponderados pelos valores de Ct devem ser combinados algebricamente para gerar mapa de susceptibilidade a escorregamentos. Esta combinação algébrica se faz pelo Índice de Susceptibilidade de Escorregamentos (*Landslide Susceptibility Index – LSI*), onde os contrastes são somados, como descrito na equação 4:

$$LSI_{Ct} = \sum_{i,j=1}^n Ct_{ij} \tag{4}$$

onde LSI é a soma algébrica dos valores dos contrastes Ct_{ij} de cada classe j de um mapa i .

3. Área de Estudo

Foram selecionadas duas bacias piloto, a saber as bacias dos rios Quitite e Papagaio (5,4km²), localizadas na parte oeste do Maciço da Tijuca, na cidade do Rio de Janeiro (Figura 1). A área de estudo foi atingida por chuvas de 394mm em 48 horas, entre os dias 13 e 14 de fevereiro de 1996, alcançando uma intensidade máxima de 50mm/hora, dado registrado pela estação pluviométrica do Alto da Boa Vista e disponibilizado pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Esta precipitação deflagrou cerca 108 escorregamentos translacionais que alimentaram duas corridas de detritos nos canais principais das bacias estudadas.

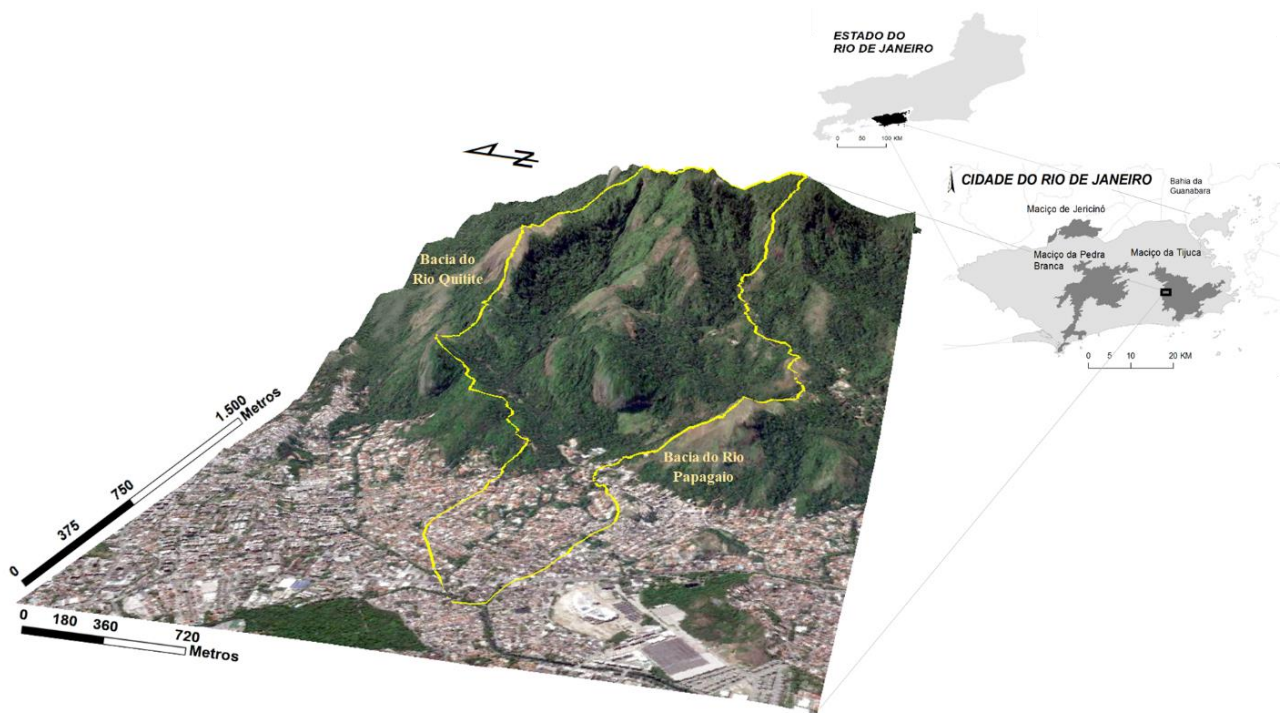


Figura 1. Bacias piloto dos rios Quitite e Papagaio à oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, na cidade do Rio de Janeiro (RJ).

O clima regional é o tropical úmido, com precipitações anuais variando entre 1.300mm a 3.000mm e chuvas de verão podendo alcançar até 900mm/mês (COELHO NETTO *et al.*, 2007). A área de estudo se encontra nos limites do Parque Nacional da Tijuca, reduto de uma das maiores florestas urbanas do mundo e possui vegetação do tipo “Floresta Tropical Pluvial de Encosta”. As florestas preservadas são observadas, principalmente, próximas às cabeceiras de drenagem e as florestas degradadas (cobertura arbórea arbustiva) ocupam a maior parte das bacias, com manchas esparsas de cobertura gramínea (IPP, 2015).

O relevo é montanhoso, com escarpas rochosas e convexas e vales encaixados no terço superior, sustentados principalmente por intrusões graníticas e migmatitos (REIS e MANSUR, 1995; VIEIRA *et al.*, 1997; DANTAS e MELLO, 2019). Os solos são menos espessos no terço superior das bacias hidrográficas, com domínio de Litossolos e Cambissolos, como observado por Fernandes *et al.*, (2001). Já no terço médio e inferior das bacias hidrográficas, nota-se a presença de granodioritos, gnaisses facoidais e algumas intrusões graníticas, assim como depósitos quaternários, observados principalmente no exutório das bacias (REIS e MANSUR, 1995). Nestas áreas a espessura do solo pode superar os 12m, como observado no terço médio das bacias, por Gomes *et al.*, 2016^a, e nos exutório das bacias, pela Fundação GEORIO, 1996. São observados três sistemas de descontinuidades estruturais marcantes, a saber as fraturas de alívio, fraturas sub-verticais e os planos de foliações dos gnaisses (Fundação GEORIO, 1996).

O episódio de chuva de 1996 é considerado um dos eventos hidrogeomorfológicos mais importantes registrados nas últimas décadas na cidade do Rio de Janeiro (COELHO NETTO *et al.*, 2007) e, portanto, motivou e continua a motivar pesquisas científicas na área de estudo com diferentes enfoques, como pode ser observado nos trabalhos de Guimarães *et al.* (2003); Fernandes *et al.* (2004); Vieira e Fernandes (2004); Coelho Netto *et al.* (2007); Gomes *et al.* (2008); Gomes *et al.* (2013); Gomes *et al.* (2016b); Gomes *et al.* (2017); Seefelder *et al.* (2017); Araújo *et al.* (2021), entre outros.

4. Materiais e Métodos

Os procedimentos metodológicos implementados podem ser divididos em 5 etapas: (i) aquisição e preparação dos dados: inclui geração do MDT pós-ruptura, mapeamento de cicatrizes, geração do MDT pré-ruptura e a produção dos mapas temáticos causativos; (ii) cálculos estatísticos: dos pesos de evidência e da independência condicional entre os mapas temáticos causativos; (iii) integração dos mapas ponderados e condicionalmente independentes; (iv) validação dos resultados e (v) classificação do mapa final.

4.1 Aquisição e Preparação dos dados

4.1.1 Modelo Digital do Terreno Pós-ruptura e Mapeamento das Assinaturas de Escorregamentos

A base de dados do levantamento LIDAR foi adquirida pela Fundação Instituto de Geotécnica “GeoRio”, da Prefeitura do Rio de Janeiro, no ano de 2013. Os pontos LIDAR foram classificados, de acordo com seus múltiplos retornos e aqueles correspondentes à superfície do terreno foram interpolados (krigagem), produzindo o MDT pós-ruptura com resolução espacial de 2m.

O mapeamento das áreas afetadas pelos escorregamentos foi realizado em ambiente SIG, por vetorização interativa, ou seja, pela interpretação e transposição das assinaturas dos MMs dos elementos raster para o formato vetor, discriminadas as zonas de ruptura (depleção) e transporte (erosão) dos escorregamentos. Para tanto utilizamos as curvas de nível e o relevo sombreado, obtidos do MDT pós-ruptura, e fotografias aéreas na escala de 1:20,000, obtidas dois meses após os escorregamentos de 1996 (GUIMARÃES *et al.*, 2003). Foram identificadas 108 cicatrizes de escorregamentos referentes ao evento de 1996, datadas pela imagem de aerolevanteamento, 91 cicatrizes referentes a eventos não datados, anteriores ao ano de 1996, identificadas exclusivamente pela base topográfica e as zonas transporte, erodidas pela mobilização dos escorregamentos, também mapeadas pela base topográfica. Não foram identificadas as regiões de acumulação dos MMs, ou zonas de deposição, provavelmente devido à dinâmica intensa de erosão e reativação de MMs na área de estudo. As 199 cicatrizes (zonas de ruptura) representam 3,5% da área de estudo e foram subdivididas randomicamente em dois grupos em ambiente SIG: o primeiro grupo, denominado grupo de treinamento (70% das cicatrizes), foi utilizado na construção do modelo estatístico de susceptibilidade; e o segundo grupo, denominado grupo de validação (30% das cicatrizes), foi

utilizado para avaliar a qualidade do modelo (BONHAM-CARTER, 1994; CHUNG e FABBRI, 1999; GUZZETTI *et al.*, 2006; REGMI *et al.*, 2010; ILIA e TSANGARATOS, 2016; ZÉZERE *et al.*, 2017; REICHENBACH *et al.*, 2018).

4.1.2 Modelo Digital do Terreno Pré-ruptura

O MDT pré-ruptura representa as mudanças nos valores de elevação dos *pixels* localizados nas áreas denudadas pelos escorregamentos, tendo como referência o MDT pós-ruptura, à medida que conserva as características topográficas do restante da bacia. O MDT pré-ruptura foi produzido em ambiente SIG, utilizando o *software* ArcGis 10.7, de acordo com as etapas apresentadas pela figura 2: (i) todas as assinaturas dos escorregamentos mapeadas foram discretizadas em zonas de ruptura (depleção) e transporte (erosão) (Figura 2a); (ii) os polígonos das assinaturas dos escorregamentos foram integradas em ambiente SIG (Figura 2b), para que os (iii) pontos do último retorno do sensor LIDAR, localizados dentro destes polígonos, fossem excluídos (Figura 2c); (iii) os pontos de elevação que não foram excluídos na etapa anterior foram interpolados pela técnica de krigagem, produzindo, desta forma, o MDT pré-ruptura (suavizado) com resolução espacial de 2m (Figura 2d).

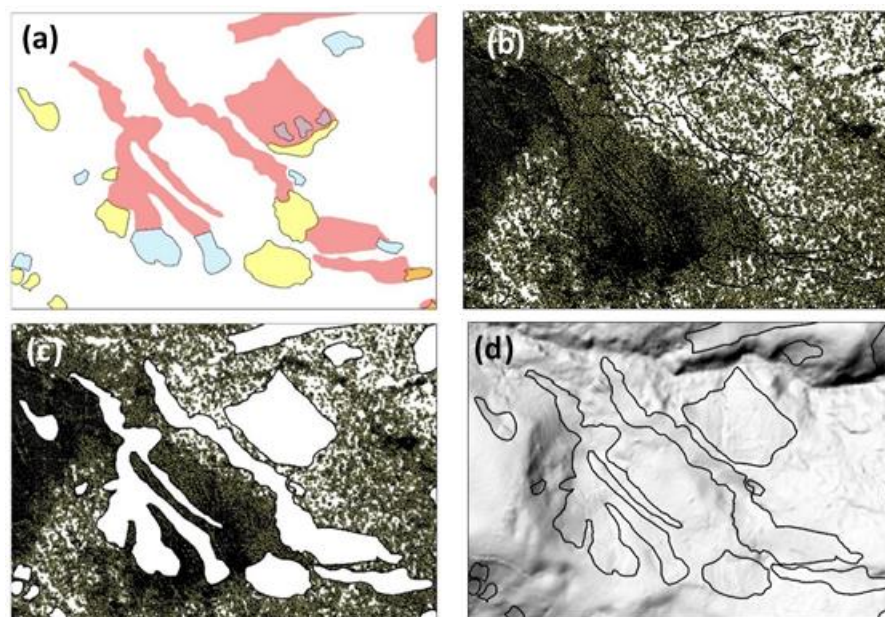


Figura 2. Etapas da elaboração do MDT pré-ruptura: em (a) os polígonos amarelos representam as cicatrizes de 1996, os polígonos em azul representam as cicatrizes anteriores a 1996 e os polígonos em vermelho representam as zonas erodidas pelo transporte do material escorregado; em (b), os polígonos das assinaturas dos escorregamentos foram integrados (linha preta) e, ao fundo, os pontos de elevação do último retorno do sensor LIDAR; em (c), os pontos localizados dentro dos polígonos das assinaturas dos escorregamentos são excluídos; em (d), os pontos restantes são interpolados para formar o MDT pré-ruptura (suavizado).

Finalmente, foram calculadas as diferenças altimétricas entre o MDT pós-ruptura e MDT pré-ruptura, através de sobreposições aritméticas, utilizando uma calculadora raster em ambiente SIG. Neste tipo de sobreposição, uma nova camada raster é gerada e os *pixels* são modificados, de acordo com o operador. O objetivo é estimar a espessura do solo erodido - tanto pela ruptura do escorregamento quanto pelo transporte do material escorregado.

4.1.3 Fatores Predisponentes Utilizados na Análise

Foram utilizados oito mapas explicativos dos escorregamentos na área de estudo. O mapa de litologias foi disponibilizado pelo Departamento de Recursos Minerais do Estado do Rio de Janeiro (DRM) e possui escala 1:400.000 - base de dados consolidada de um mapeamento 1:50.000 (REIS e MANSUR, 1995). Já o mapa de uso e cobertura foi obtido do Instituto Municipal de Urbanismo Pereira Passos (IPP, 2015), autarquia vinculada à Secretaria Municipal de Urbanismo cidade do Rio de Janeiro e possui escala 1:10.000. Além desses dois mapas,

foram computados seis mapas representativos dos fatores predisponentes topográficos e hidrológicos, gerados a partir do MDT pré-ruptura pelo *software* livre SAGA (CONRAD *et al.*, 2015).

Dentre os fatores predisponentes topográficos, os mapas de ângulo das encostas e orientação das encostas foram calculados pelo módulo “*Slope, Aspect, Curvature*” e o mapa de curvatura foi calculado pelo módulo “*Curvature Classification*”, baseado no trabalho de Dikau (1988). Dentre os fatores predisponentes hidrológicos, a AC - área drenada à montante que passa por determinado *pixel* (BEVEN e KIRKBY, 1979) - foi calculada pelo módulo “*Catchment Area (Top Down)*” usando o algoritmo de fluxo múltiplo (QUINN *et al.*, 1991). O ITU, introduzido por Kirkby (1975) e Beven e Kirkby (1979), definido pela expressão $\ln(a/\tan\beta)$, onde a é a área de contribuição a montante de um determinado ponto por unidade de contorno e β é o ângulo da encosta (medida em radianos), foi calculado pelo módulo “*Topographic Wetness Index*”. Este índice descreve a tendência de acúmulo da água em cada célula da bacia, expresso em termos de a e a tendência de mobilização da água pelas forças gravitacionais, expresso pelo $\tan\beta$, como uma aproximação do gradiente hidráulico (QUINN *et al.*, 1991; QUINN *et al.*, 1995).

As funções utilizadas para se calcular os pesos de evidência (Equações 1 e 2) foram reescritas para serem computadas em ambiente SIG, conforme sugerido por Van Westen *et al.* (2003). Os cálculos dos pesos positivos (W^+), negativos (W^-) e dos valores de C_i (Equação 3) foram realizados em Excel utilizando as cicatrizes de treinamento (70% das cicatrizes mapeadas) e os dados alfanuméricos dos mapas temáticos causativos. Também foram calculadas a “Frequências” (F) das classes dos mapas causativos, ou o percentual das classes de cada mapa, ou seja, a razão entre o número de células de cada classe de um mapa causativo e o total de células da bacia, multiplicado por 100; e a “Concentração de Cicatrizes” (CC), ou percentual de cicatrizes, que é a razão entre o número de células afetadas pelos escorregamentos em cada classe de um mapa causativo e o total de células afetadas pelos escorregamentos na bacia multiplicado por 100 (GAO, 1993; DAHAL *et al.*, 2008; REGMI *et al.*, 2010; POONAM *et al.*, 2017; ARAÚJO *et al.*, 2021).

4.2 Procedimentos para a Elaboração do Mapa Final

As classes dos mapas temáticos causativos foram substituídas pelos valores de C_i (Equação 3), através de procedimentos de reclassificação em ambiente SIG. Para a avaliação da independência condicional entre os mapas causativos, uma tabela de contingência foi elaborada em Excel para o cálculo dos valores de χ^2 (BONHAM-CARTER, 1994) e as informações obtidas nessa tabela foram utilizadas no cálculo do coeficiente de Pearson C e coeficiente de contingência modificado C^* . Os mapas temáticos causativos - condicionalmente independentes - ponderados pelo C_i , foram integrados pelo LSI (Equação 4), através de sobreposições algébricas, utilizando uma calculadora raster em ambiente SIG.

A validação dos mapas de susceptibilidade pode ser considerada uma das etapas mais importantes, sem a qual os resultados se tornariam ineficazes sob um ponto de vista científico. Esta etapa foi realizada utilizando uma Curva de Predição (CHUNG e FABBRI, 1999; ZÊZERE, 2006), que compara o mapa de susceptibilidade (ou o percentual acumulado da área total do mapa, classificada em ordem decrescente de susceptibilidade no eixo x do gráfico) com as amostras de validação dos escorregamentos (ou o percentual acumulado dos escorregamentos, representado no eixo y do gráfico) para validar a capacidade do modelo em prever futuros escorregamentos. Para facilitar a interpretação dos resultados do gráfico, foram calculadas as áreas abaixo das curvas de predição (AAC). A AAC varia em uma escala de 0 a 1 (GORSEVSKI *et al.*, 2000; BI e BENNETT, 2003); quanto mais próximo de 1, maior será a capacidade preditiva do modelo. O valor 0,5 pode ser considerado um limite que expressa a aleatoriedade do modelo, abaixo do qual nenhum modelo deve ser considerado.

Por fim, visando apresentar um produto final acessível e informativo, que possa ser interpretado pelos diferentes usuários, o mapa final foi classificado pelo método gráfico de hierarquização dos graus de susceptibilidade, executado com base na curva de predição. A setorização do grau de susceptibilidade no gráfico de hierarquização foi definida por limites que representam as proporções de escorregamentos esperados em cada classe, como em Blahut *et al.* (2010); Ghosh *et al.* (2011), mas também condicionados aos valores de C_i observados na tabela que gerou o gráfico. Ou seja, antes do procedimento de divisão, estimou-se o número de classes, mas o poder de alcance de cada classe foi controlado pelos valores de C_i .

5. Resultados

5.1 Reconstrução da Topografia (MDT Pré-ruptura) e Erosão dos Escorregamentos

O MDT pré-ruptura representa as mudanças de elevação nas áreas de ruptura e de transporte dos escorregamentos à medida que conserva as características topográficas do restante da bacia. A razão entre o MDT pré-ruptura e MDT pós-ruptura permitiu estimar a variação espacial da espessura do solo erodido pelos escorregamentos (aqui entende-se como solo todo o conjunto dos materiais de origem pedogenética e coluvionares removidos pelos escorregamentos) (Figura 3).

As espessuras variaram entre 0,3m e 23,6m, porém as classes de maior espessura, ou seja, erosões muito profundas, são pouco frequentes nas bacias piloto, como se pode observar no histograma da figura 3. A área real (3D) das feições de escorregamento mapeadas é de 307,175m², a espessura média do solo erodido é de 3,7m e o volume total do material erodido nas bacias piloto é de $\approx 1.078 \times 10^3 \text{m}^3$.

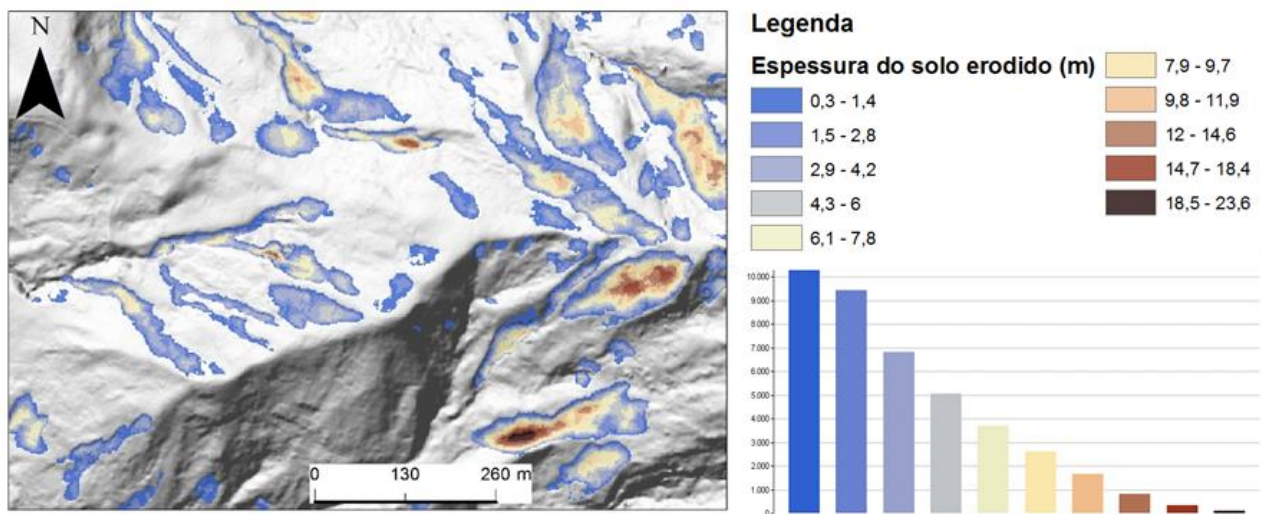


Figura 3. Variabilidade espacial da espessura do solo removido pelos escorregamentos. À esquerda, um recorte da bacia do Rio Papagaio com destaque para as áreas erodidas, tanto pela ruptura quanto pelo transporte dos escorregamentos. À direita, a legenda com os valores de espessura de solo (entre 0,3m e 23,6m) e o histograma apontando para frequência das classes da legenda.

5.2 Fatores Predisponentes

A figura 4 apresenta os histogramas dos mapas temáticos causativos com destaque para os valores de contraste (C_t), o percentual ou a frequência ($F\%$) das classes dos mapas temáticos e o percentual dos escorregamentos ou a concentração de cicatrizes ($CC\%$).

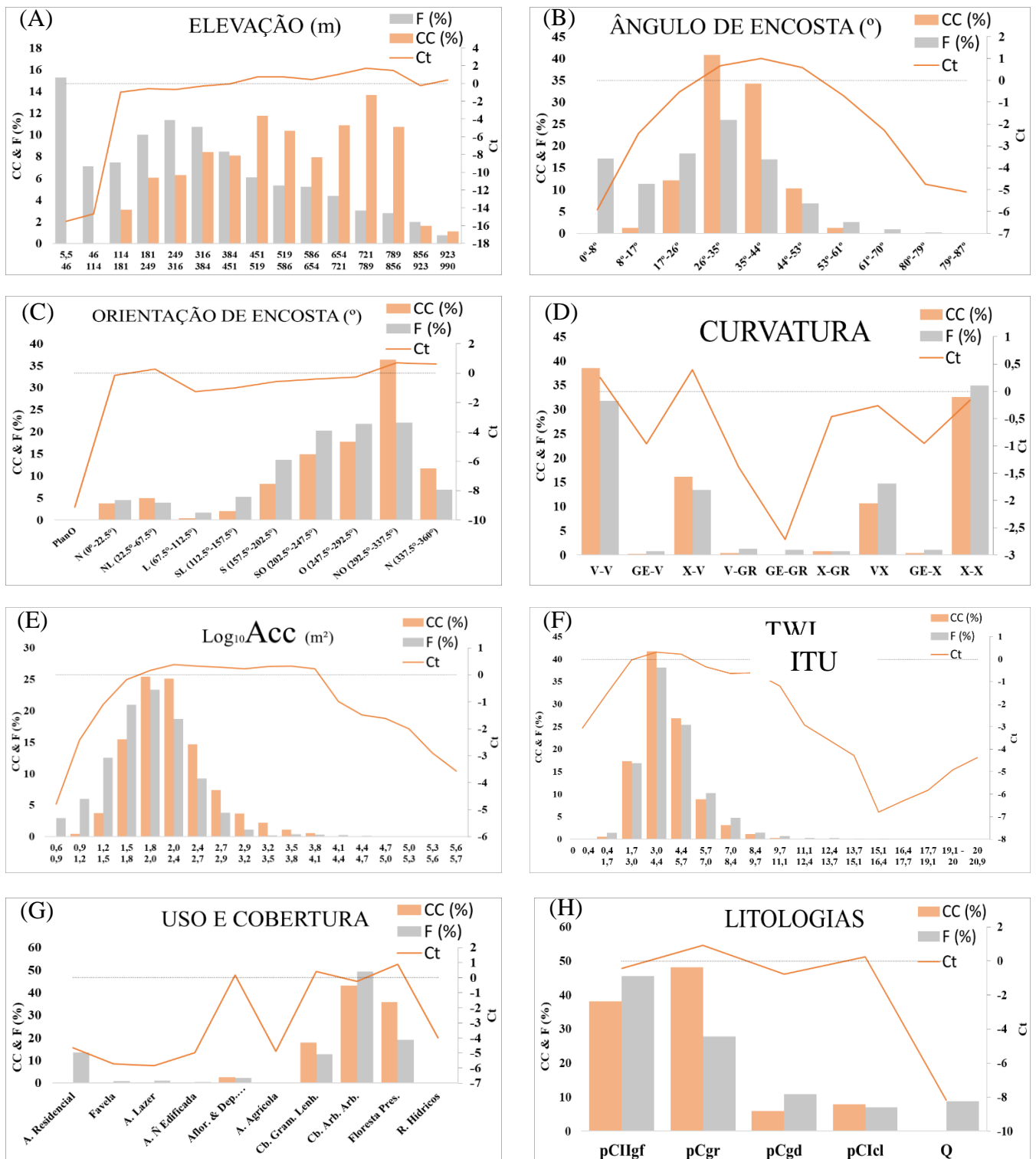


Figura 4. Histogramas apresentando o percentual das classes (F%), percentual dos escorregamentos de cada classe (CC%) e o índice de C_i dos fatores predisponentes computados pelo MDT pré-ruptura e dos mapas semi-distribuídos. Em (A) histograma do mapa de elevação variando entre 5,5m e 990m; em (B) histograma do mapa de ângulo de encosta variando entre 0° e 87°; em (C) histograma do mapa de orientação de encosta com as classes: Norte (N), Nordeste (NL), Leste (L), Sudeste (SL), Sul (S), Sudoeste (SO), Oeste (O) e Noroeste (NO); em (D) histograma do mapa de curvatura com as classes: côncavo convergente (VV), planar convergente (GE-V), convexo convergente (X-V), côncavo retilíneo (V-GR), planar retilíneo (GE-GR), convexo retilíneo (X-GR), côncavo divergente (V-X), planar divergente (GE-X) e convexo divergente (XX); em (E) histograma do mapa de área de contribuição entre $\log_{10}0,6m^2$ e $\log_{10}5,7m^2$; em (F) histograma do mapa do índice topográfico de umidade variando entre 0 e 20,9; em (G) histograma do mapa de uso e cobertura com as classes: área residencial, favela, área de lazer, área não edificada, aterro e depósitos, área agrícola, cobertura gramínea lenhosa, cobertura arbórea arbustiva, floresta preservada e rios hídricos; em (H) histograma do mapa de litologias com as classes: pCIIgf, pCgr, pCgd, pCIel e Q.

área não edificada, afloramentos rochosos, área agrícola, cobertura gramínea lenhosa, cobertura arbórea e arbustiva, floresta preservada, recursos hídricos; em (H) histograma do mapa de litologias com as classes: gnaisses facoidais (pClIgf), Intrusões graníticas (pCgr), granodioritos (pCgd), migmatitos (pClcl) e depósitos quaternários (Q).

O histograma do mapa de elevação apresenta valores positivos de C_t nas classes entre 451m e 856m e classes entre 923m e 990m, as quais correspondem a 27% da área das bacias estudadas e concentram 66% dos escorregamentos mapeados (Figura 4a). No mapa de ângulo das encostas, os valores positivos de C_t estão nas classes entre 26° e 53°, as quais correspondem a 49% da área das bacias e concentram a maior parte dos escorregamentos (85%) (Figura 4b). Estes ângulos ocorrem majoritariamente nas áreas de intrusões graníticas e de migmatitos, no terço médio e, sobretudo, no terço superior das bacias do Quitite e Papagaio. Já as encostas de baixo gradiente, apesar de serem pouco susceptíveis aos processos de escorregamento, estas podem ser atingidas por corridas de detritos, principalmente no terço inferior das bacias.

O histograma do mapa de orientação das encostas (Figura 4c) possui valores positivos de C_t nas classes N, NE e NW, as quais correspondem a 33% da área das bacias e concentram 53% das células afetadas pelos escorregamentos. Apesar de estas encostas representarem aproximadamente um terço da área das bacias, elas concentram mais da metade dos escorregamentos mapeados, diferentemente das encostas voltadas para as faces opostas (S, SE e SW), que correspondem a 38% da área das bacias e concentram somente 25% dos escorregamentos mapeados. Já o histograma do mapa de curvatura (Figura 4d) apresenta valores positivos de C_t nas encostas côncavas (em planta), nas classes côncavo-convergente (VV) e convexo-convergente (XV), as quais correspondem a 44% da área das bacias e concentram 55% dos escorregamentos mapeados. Apesar da maior parte dos escorregamentos ocorrerem nas encostas côncavas, as encostas convexas são mais frequentes na bacia (51%).

Dentre os mapas que representam os fatores predisponentes hidrológicos, o mapa de AC (Figura 4e) apresenta valores positivos de C_t entre as classes $\log_{10}1,8m^2$ e $\log_{10}4,1m^2$. Estas classes correspondem a 64% da área das bacias estudadas e concentram 80% dos escorregamentos. O mapa do ITU (Figura 4f) possui seus valores positivos de C_t entre as classes 3,1 e 5,7, as quais representam 57% da área das bacias e concentram 67% dos escorregamentos.

O mapa geológico (Figura 4h) apresenta valores positivos de C_t nas classes de intrusões graníticas (pCgr) e migmatitos (pClcl), as quais correspondem a 37% da área das bacias estudadas e concentram 62% dos escorregamentos. Apesar do gnaíse facoidal (pClIgf) ser a classe mais frequentes nas bacias do Quitite e Papagaio (45%), ela concentra 30% dos escorregamentos e possui C_t com valores negativos. No mapa de Uso e Cobertura (Figura 4g), observa-se valores positivos de C_t nas classes de floresta preservada, cobertura gramínea lenhosa e afloramentos rochosos. Estas classes correspondem a 34% da área das bacias estudadas e concentram 57% dos escorregamentos computados. As florestas preservadas ocorrem principalmente nas cabeceiras de drenagem, em áreas de difícil acesso e são, por esta razão, mais preservadas que o entorno.

5.3 Teste de Independência Condicional

As relações de dependência e independência condicional entre os mapas temáticos causativos, calculadas pelos coeficientes C e C^* , são apresentadas na tabela 1. Os oito fatores predisponentes foram testados e somente os mapas de orientação das encostas e de curvatura apresentaram a condição de independência entre todos os mapas. Valores acima de 0,5 indicam uma forte associação entre os pares de mapas temáticos causativos, inviabilizando a combinação entre estes mapas na elaboração do mapa final de susceptibilidade a escorregamentos ao prejuízo de sobrevalorização dos resultados finais.

Tabela 1. Teste de independência condicional utilizando os coeficientes de contingência de Pearson C e Modificado C*.

Coeficiente de Contingência de Pearson - C								
	Ângulo E.	Orient. E.	Elevação	ITU	Curvatura	AC	Geologia	Uso & C.
Ângulo E.		0,14	0,67	0,56	0,35	0,32	0,57	0,67
Orient. E.	0,15		0,28	0,16	0,17	0,20	0,29	0,35
Elevação	0,71	0,30		0,44	0,37	0,27	0,76	0,77
ITU	0,59	0,17	0,46		0,33	0,83	0,38	0,41
Curvatura	0,37	0,18	0,39	0,35		0,28	0,38	0,38
AC	0,33	0,21	0,28	0,85	0,30		0,19	0,29
Geologia	0,64	0,32	0,84	0,43	0,42	0,22		0,67
Uso & C.	0,70	0,37	0,81	0,44	0,41	0,31	0,75	

Coeficiente de Contingência Modificado - C*

¹ Abreviações: ângulo das encostas (Ângulo E.); orientação das encostas (Orient. E.); índice topográfico de umidade (ITU); área de contribuição (AC); geologia (Geol); uso e cobertura (Uso & C.).

Os maiores valores dos coeficientes C e C* foram observados entre os mapas de elevação e geologia, elevação e uso e cobertura e entre os mapas de AC e do ITU. Na área de estudo, as intrusões graníticas sustentam as maiores elevações em áreas de florestas preservadas. Já o ITU utiliza, no seu cômputo, o *grid* com os valores de AC e, desta forma, é esperada uma forte associação entre os dois mapas.

5.4 Combinações dos Mapas de Temáticos Causativos e Representação do Mapa Final

Uma questão importante a ser respondida pelo teste de independência condicional é a seguinte: Quais são as combinações possíveis entre os fatores predisponentes condicionalmente independentes na confecção dos mapas de susceptibilidade a escorregamentos? A tabela 2, organizada a partir das informações obtidas da tabela 1, apresenta as 7 combinações possíveis entre os mapas condicionalmente independentes. De acordo com a seção 4.2, cada modelo de susceptibilidade é resultado da integração de mapas pelo *LSI* (Equação 4). Os 7 modelos de susceptibilidade tiveram sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da AAC de predição e o modelo 4 apresentou o valor mais elevado de AAC (0,77) (Figura 5), ou seja, o melhor desempenho. Desta forma, os mapas causativos combinados no modelo final de susceptibilidade, qual seja, o modelo 4, foram curvatura, orientação de encostas, AC e ângulo das encostas (Figura 6 e Tabela 2).

Tabela 2. Combinações dos fatores predisponentes baseadas nos coeficientes de contingência de Person C e Modificado C*.

Modelos	Combinação de Evidências				AAC
1	Curvatura	Orient. E.	AC	Geologia	0,713
2	Curvatura	Orient. E.	AC	Uso & C.	0,719
3	Curvatura	Orient. E.	AC	Elev.	0,748
4	Curvatura	Orient. E.	AC	Ângulo E.	0,773
5	Curvatura	Orient. E.	ITU	Geologia	0,712
6	Curvatura	Orient. E.	ITU	Uso & C.	0,718
7	Curvatura	Orient. E.	ITU	Elev.	0,75

² Abreviações: ângulo das encostas (Ângulo E.); orientação das encostas (Orient. E.); elevação (Elev.); índice topográfico de umidade (ITU); área de contribuição (AC); geologia (Geol); uso e cobertura (Uso & C.).

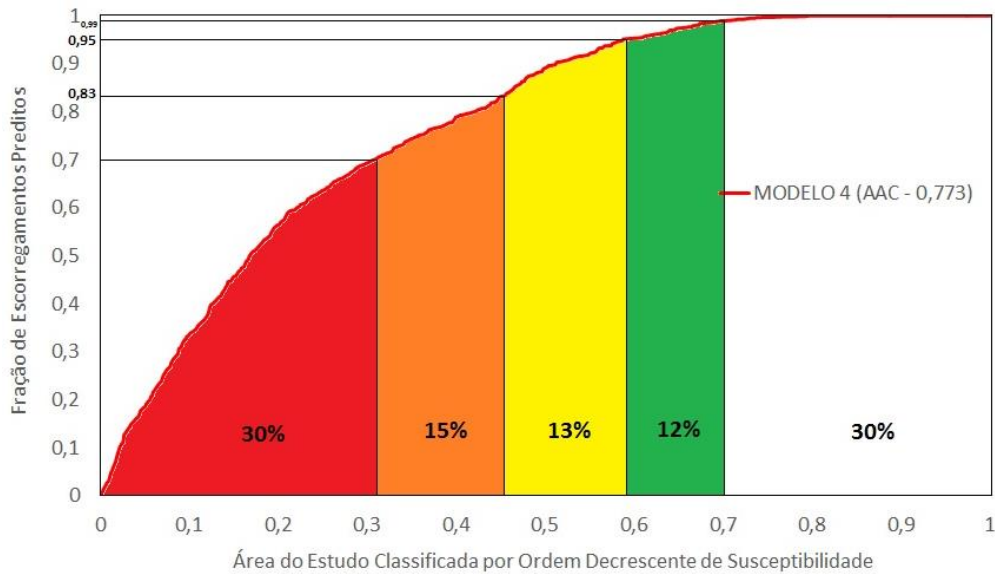


Figura 5. Classificação dos graus de susceptibilidade a escoamentos do modelo 4: vermelho (muito alta), laranja (alta), amarelo (média), verde (baixa) e branco (muito baixa).

O mapa final de susceptibilidade (Figura 6) possui 5 classes e foi organizado pelo método gráfico de hierarquização dos graus de susceptibilidade (Figura 5). A classe “Muito Alto” faz uso de 30% da área de estudo para explicar a maior parte dos escoamentos (70%) com os valores mais elevados de C_t . Já a classe “Alto” faz uso de 15% da área de estudo e explica 13% dos escoamentos com valores positivos C_t , porém, tendendo a zero. A classe “Médio” ocorre em 13% da área de estudo e explica 12% dos escoamentos com C_t que variam de 0 a valores negativos, próximos de zero. A classe “Baixo” faz uso de 12% da área de estudo e explica somente 4% dos escoamentos com valores negativos de C_t . Por fim, a classe “Muito Baixo” faz uso de 30% da área de estudo e explica apenas 1% dos escoamentos com os menores valores de C_t .

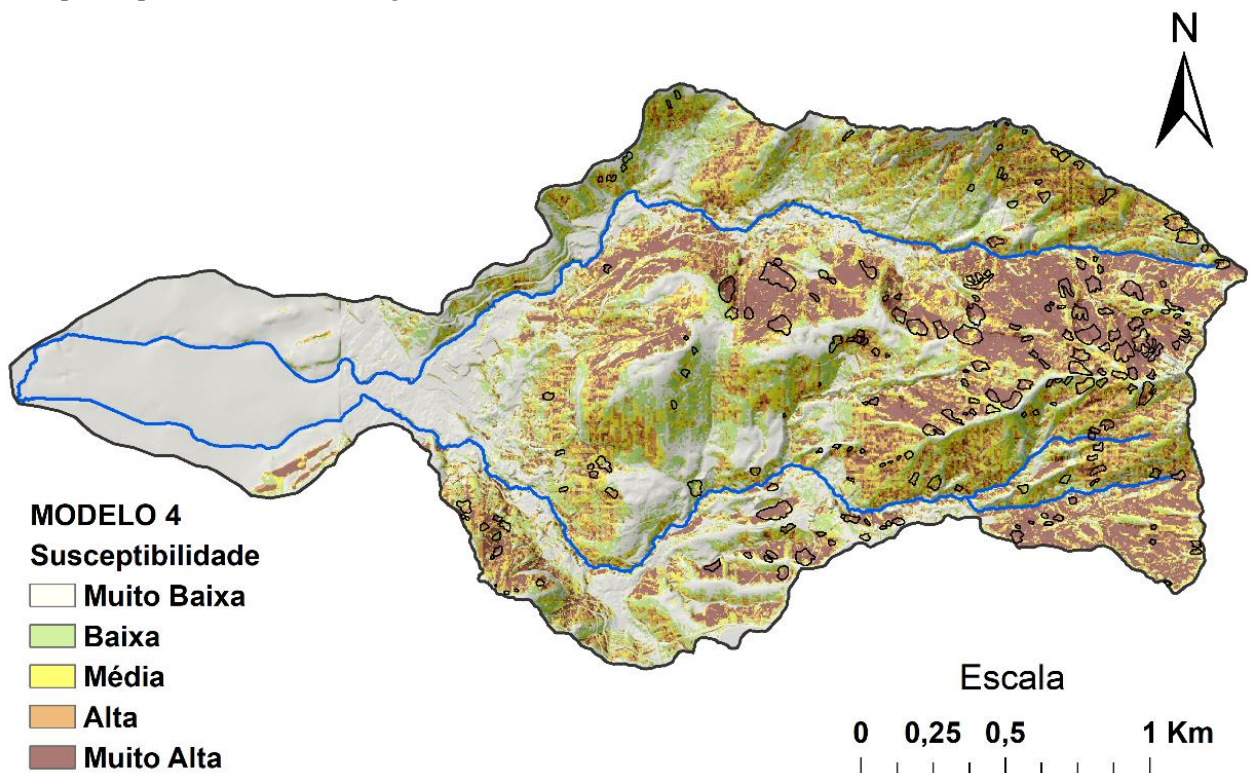


Figura 6. Mapa final de susceptibilidade a escoamentos translacionais (modelo 4) com 5 classes de susceptibilidade. Os polígonos pretos representam as cicatrizes de escoamento (zona de ruptura).

6. Discussão

Abordagens estatísticas de previsão a MMs são baseadas em uma relação funcional entre os fatores predisponentes e os escorregamentos transcorridos no passado. A base de dados utilizada neste tipo de abordagem – tanto no mapeamento dos fatores predisponentes quanto das cicatrizes do MMs – é obtida, frequentemente, de diferentes fontes e possui diferentes escalas espaciais. Contudo, como demonstrado por Steger *et al.* (2020), a resolução espacial do MDT e a dimensão das cicatrizes desempenham um papel crucial na modelagem dos escorregamentos. Neste sentido, o MDT LIDAR possibilitou um melhor dimensionamento das assinaturas dos escorregamentos utilizadas na geração do MDT pré-ruptura e na modelagem estatística. Os mapas temáticos representativos de fatores causativos computados do MDT pré-ruptura são aqueles que efetivamente condicionaram os escorregamentos registrados. Neste item discutiremos os principais resultados deste trabalho, a saber o MDT pré-ruptura e o mapa final de susceptibilidade a escorregamentos das bacias piloto.

6.1 MDT Pré-ruptura

O método empregado neste estudo para a reconstrução das áreas atingidas pelos MMs (MDT pré-ruptura) relaciona as condições de instabilidade com as áreas onde as falhas dos MMs realmente ocorreram, diferentemente das *seed cells*, MSUE e PLIPs (CLERICI, *et al.*, 2006; COSTANZO *et al.*, 2012; NEFESLIOGLU, *et al.* 2008a; SÜZEN e DOYURAN, 2004a; b). Ademais, são poucos os trabalhos que utilizam uma abordagem de reconstrução da superfície de escorregamento por métodos interpoladores, como em Conoscenti *et al.* (2015) e Gorum *et al.* (2008). Todavia, apesar de apresentarem uma abordagem genericamente similar, os autores supracitados tratam de MMs que geraram grandes assinaturas topográficas, como escorregamentos rotacionais e corridas de detritos, mais facilmente detectáveis por MDTs de baixa resolução espacial.

Salientamos que os modelos de susceptibilidade, treinados e validados com uma situação pós-ruptura, não refletem as condicionantes dos movimentos de massa e sim as alterações topográficas produzidas por estes eventos. Steger *et al.* (2020), ao comparar os resultados de susceptibilidade a MMs obtidos de um MDT pós-ruptura e um MDT pré-ruptura, concluíram que o MDT pós-ruptura entregou melhores resultados. Estes resultados, contudo, não representam de fato uma situação de predição, mas mostram que o modelo dará maior ênfase aos locais onde os escorregamentos já ocorreram, sobrevalorizando o resultado. Adicionalmente, segundo Conoscenti *et al.* (2015), estes não podem ser considerados modelos de susceptibilidade capazes de predizer novos eventos. Considerações similares também foram apresentadas por Steger *et al.* (2020).

No que diz respeito aos procedimentos metodológicos, Gorum *et al.* (2008); Conoscenti *et al.* (2015) e Steger *et al.* (2020) geraram uma nuvem de pontos regular a partir do MDT para então realizar os procedimentos de inferência da superfície pré-ruptura. Diferentemente, este trabalho utiliza a nuvem de pontos original do último retorno dos pulsos *laser* do sensor LIDAR para executar a mesma tarefa, preservando, assim, as informações primárias de elevação obtidas pelo sensor LIDAR através de procedimentos relativamente simples. Esta abordagem é recomendada, principalmente, para áreas densamente florestadas onde o levantamento LIDAR tenha sido contratado após a ocorrência dos escorregamentos. Nestas áreas é comum se formarem clareiras sobre as encostas erodidas pelos MMs e em suas margens, favorecendo uma melhor detecção das cicatrizes e proporcionando melhor qualidade da informação interpolada nestes locais.

De acordo com a Fundação GEORIO (1996), o volume total do solo mobilizado pelas corridas de detritos iniciadas pelo evento chuvoso de 1996 foi de $132 \times 10^3 \text{ m}^3$ ($90 \times 10^3 \text{ m}^3$ na bacia do rio Quitite e $42 \times 10^3 \text{ m}^3$ na bacia do rio Papagaio). Já Gomes (2006) e Gomes *et al.* (2013) estimaram o volume do material erodido pelas cicatrizes de escorregamento e posteriormente mobilizado pelas corridas de detrito em cerca de $137 \times 10^3 \text{ m}^3$. Diferentemente, este trabalho apresenta valores substancialmente maiores para o volume de material mobilizado pelos escorregamentos mapeados ($\approx 1.078 \times 10^3 \text{ m}^3$), uma vez que leva em consideração diferentes eventos de escorregamentos, o material erodido ao longo da zona de transporte e o material erodido na zona de ruptura (cicatrizes) e a variabilidade espacial dos valores de elevação do MDT Pré-ruptura e MDT pós-ruptura.

6.2 Mapa de Susceptibilidade a Escorregamentos

Na modelagem estatística, o mapa final de susceptibilidade incorpora as particularidades ambientais da área de estudo, as tipologias dos MMs, a escala espacial dos mapas causativos e os métodos e técnicas utilizadas em todos os procedimentos. O resultado final reproduz, desta forma, as singularidades da área de estudo e do

fenômeno analisado, assim como as características da base de dados e as escolhas metodológicas do especialista, inviabilizando comparações entre resultados de diferentes autores, salvo em situações de grande similaridade entre todas as particularidades destacadas.

Ademais, o padrão de distribuição espacial das classes do mapa de susceptibilidade a escorregamentos (Figura 6) não acompanha o padrão de nenhum dos mapas temáticos causativos utilizados no modelo 4. Diferentemente, o mapa final de susceptibilidade é produto das influências combinadas de cada um dos 4 fatores predisponentes utilizados (ângulo das encostas, curvatura, orientação das encostas e AC). O modelo 4 evidencia, portanto, os controles topográficos e hidrológicos diretos e os controles litológicos e estruturais indiretos na deflagração dos escorregamentos observados.

Na área de estudo os valores positivos de C_t aumentam a partir do ângulo de encosta de 26° até um limite crítico de 53° (concentrando 85% das cicatrizes), a partir do qual, novos incrementos de gradiente reduzem o potencial dos escorregamentos. Já no trabalho de Fernandes *et al.* (2004), também realizado nas bacias do Quitite e Papagaio, os ângulos de encosta entre 18° e 55° concentram um maior número células afetadas por escorregamentos. Todavia, neste trabalho, o modelo digital do terreno foi obtido por técnica de aerolevanteamento e o mapeamento das cicatrizes foi realizado somente por interpretação das imagens de aerolevanteamento. Espera-se, desta forma, que os resultados também não sejam idênticos.

Como pode ser observado pela tabela 1, os mapas temáticos causativos de elevação, ângulo de encostas e geologia são condicionalmente dependentes, indicando, em última análise, forte controle da geologia sobre o gradiente e a elevação. Nas áreas de intrusões graníticas, por exemplo, o ângulo médio das encostas é de 37° ($C_t = 1,0$), sendo que no restante das bacias o ângulo médio das encostas é de 26° ($C_t = -0,5$). Segundo Coelho Netto (2005), as escarpas rochosas localizadas nas cabeceiras de drenagem do maciço da Tijuca recebem uma recarga de água subsuperficial maior do que as encostas fora de sua influência, potencializando a ocorrência de escorregamentos. Ainda, na área de estudo fica evidente o controle das fraturas tectônicas sobre a orientação das escarpas rochosas e, por fim, sobre a dinâmica hidrológica e erosiva da bacia (VIEIRA e FERNANDES, 2004; COELHO NETTO, 2005).

As orientações das encostas podem influenciar a umidade, o tipo de vegetação, a espessura do solo e, indiretamente, influenciar os parâmetros geotécnicos relacionados à estabilidade dessas encostas. As encostas orientadas para as faces N, NE e NW apresentam valores positivos de contraste e são diametralmente opostas às principais elevações alinhadas na direção das falhas ENE/WSW. Segundo Oliveira *et al.* (1995) no maciço da Tijuca, ventos carregados de umidade, vindos do mar pela direção S, SE e SW, são responsáveis por níveis diferenciados de precipitação. Não há, contudo, um estudo detalhado sobre o tema nas bacias piloto, mas é possível assumir, preliminarmente, que as encostas voltadas para N, NE e NW recebem mais precipitações vindas do mar, assim como uma maior intensidade de radiação solar.

As formas das encostas e os fatores predisponentes hidrológicos definem os locais de concentração e dispersão de água das chuvas. Na área de estudo, as formas côncavas em planta, a saber as formas côncava-convergente (VV) e convexa-convergente (VX), apresentam valores positivos de C_t e concentram cerca de 55% das cicatrizes mapeadas. Estas zonas de convergência de fluxos superficiais e subsuperficiais, preenchidas por depósitos de colúvios, com até 20 metros de espessura (Figura 3), podem estar localmente associadas à importantes discontinuidades hidrológicas e/ou mecânicas (FERNANDES *et al.*, 2004) associadas à deflagração dos escorregamentos. Já as classes do mapa de AC que apresentam contrastes positivos são aquelas entre \log_{10} $1.8m^2$ e \log_{10} $4.1m^2$ e concentram cerca de 81% dos escorregamentos, porém são também muito frequentes na área de estudo (64%).

Em estudo realizado por Vieira e Fernandes (2004), os autores buscaram caracterizar a relação entre a condutividade hidráulica saturada (K_{sat}) e a ocorrência dos escorregamentos na bacia do Papagaio. Os autores constataram que na área de estudo coexistem diferentes padrões de variação na K_{sat} e, apesar de terem sido observados uma baixa variabilidade de K_{sat} na maior parte dos perfis (localizados dentro das cicatrizes de escorregamento e em suas bordas), também foram observados uma variabilidade na K_{sat} de até duas ordens de magnitude em apenas 60cm, sugerindo a existência de importantes discontinuidades hidrológicas capazes de elevar a poro-pressão dos solos e gerar instabilidades nas encostas.

Por fim, as áreas menos susceptíveis aos escorregamentos se encontram, majoritariamente, no terço inferior das bacias piloto, próximas aos seus exutórios. A região possui relevo suave e é coberta por depósitos quaternários que correspondem a uma transição entre as rampas de colúvio e tálus (nas encostas com maior gradiente), para as

rampas e baixadas alúvio-coluvionares e terraços fluviais (DANTAS e MELLO, 2019). Apesar de ser uma área de baixa susceptibilidade a escorregamentos, este segmento da bacia é flagrantemente susceptível à corrida de detritos, como aquelas que ocorreram em 1996 e percorreram longas distâncias (> 5km), destruindo mais de 100 casas e levando uma pessoa a óbito (Fundação GEORIO, 1996).

7. Conclusões

Os MDTs gerados por tecnologia LIDAR vêm impulsionando as pesquisas em geociências ao possibilitar uma maior aproximação cartográfica dos fenômenos que são observados em escala geográfica de detalhe, como os MMs. Os avanços na capacidade da representação geométrica do terreno (*e.g.* formas e volumes) permitem observar as assinaturas deixadas pelos MMs (áreas de depleção, erosão e deposição), mesmo em regiões densamente florestadas – como é o caso da área de estudo desse trabalho - e viabilizam a elaboração de mapas detalhados dos fatores condicionantes destes processos. Contudo, quando estes MDTs são obtidos após a ocorrência dos MMs e utilizados na modelagem estatística de susceptibilidade, os resultados violam o principal pressuposto destes modelos, segundo o qual os escorregamentos futuros deverão ocorrer, de forma geral, controlados pelas mesmas condições dos escorregamentos passados.

Este trabalho visa produzir uma situação topográfica pré-ruptura, representativa das condições geradoras dos MMs, para avaliar a susceptibilidade a escorregamentos através do modelo estatístico Pesos de Evidência. Para tanto, utilizamos uma abordagem reconstrutiva da topografia que faz uso de um método interpolador que, diferentemente das abordagens apresentadas pela literatura, utiliza a nuvem de pontos do último retorno dos pulsos *laser* de um sensor ALS na etapa de interpolação. O MDT pré-ruptura gerado neste trabalho possibilita uma reparação conceitual, uma vez que os fatores causativos dos escorregamentos, computados a partir deste MDT, não reproduzem as alterações morfométricas causadas pela ruptura e transporte dos materiais mobilizados. Também foi possível estimar a espessura do solo removido pela diferença entre a situação pré-ruptura e pós-ruptura. Na área de estudo, o valor estimado é de $\approx 1.078 \times 10^3 \text{ m}^3$ e parte deste material alimentou as corridas de detritos que se seguiram aos escorregamentos ano de 1996, nas bacias dos rios Quitite e Papagaio, na cidade do Rio de Janeiro.

De acordo com a modelagem estatística, os fatores predisponentes mais importantes no controle dos escorregamentos na área de estudo são a elevação, principalmente entre as cotas 654m e 856m ($C_i = 1,02, 1,74$ e $1,49$) e o ângulo das encostas, principalmente entre 35° e 44° ($C_i = 1,0$). Merece destaque também o controle das intrusões graníticas ($C_i = 0,9$) e das áreas de florestas preservadas ($C_i = 0,9$). Os mapas de elevação, ângulo de encosta, litologias e uso e cobertura são condicionalmente dependentes (Tabela 2); o mesmo pode ser constatado uma vez que os afloramentos graníticos sustentam as elevações e os gradientes condicionantes dos MMs na área de estudo e favorecem a permanência das florestas preservadas, por se tratar de áreas de difícil acesso.

Sete modelos de susceptibilidade a escorregamentos foram produzidos pela combinação dos fatores predisponentes condicionalmente independentes. O modelo final de susceptibilidade (Modelo 4) teve sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da AAC de predição (0,77) e é produto da influência combinada dos os mapas de ângulo de encosta, AC, curvatura e orientação das encostas, evidenciando controles topográficos e hidrológicos diretos e controles litológicos e estruturais indiretos na deflagração dos escorregamentos. Neste mapa, 45% da área de estudo foi classificada como possuindo alta a muito alta susceptibilidade a escorregamentos. Ainda que a área classificada como sendo de alta a muito alta susceptibilidade a escorregamentos seja pouco povoada, à jusante desta área existem bairros densamente povoados que já foram atingidos por corridas de detritos alimentadas por escorregamentos no passado. Constatamos ainda, que a capacidade de mobilização de sedimentos através dos escorregamentos nas bacias do Quitite e Papagaio é alta, o que pode potencializar os danos em casos de chuvas muito extremas.

Finalmente, consideramos que os resultados da modelagem utilizando o MDT pré-ruptura, são consistentes, proporcionando, de um lado, uma visão sintetizada pelo mapa de susceptibilidade a escorregamentos e, de outro, uma apreciação detalhada da importância de cada fator predisponente na deflagração dos escorregamentos, mesmo em um ambiente com grande complexidade geoambiental, como são as bacias do Quitite e Papagaio.

Contribuição dos autores: João Paulo de Carvalho Araújo - realização de trabalhos de campo, pré-processamento, modelagem dos dados e escrita; ² César Falcão Barella - coorientação, modelagem e escrita; ³ José Luís Zêzere - coorientação e escrita; ⁴ Nelson Ferreira Fernandes - orientação e escrita.

Financiamento: Este trabalho é parte de uma tese de doutorado financiada pela CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento Pessoal de Nível Superior), através de uma bolsa de doutorado (Programa de Excelência Acadêmica - PROEX) e doutoramento sanduíche (Programa de Doutorado Sanduíche no Exterior - PDSE), num. 99999.006566/2015-04.

Agradecimentos: Agradecemos à Fundação GeoRio, da prefeitura do município do Rio de Janeiro, por disponibilizar o banco de dados LIDAR. Agradecemos também aos professores Renato F. Guimarães, da Universidade de Brasília, por ceder as imagens dos levantamentos de 1996, Heenzi Lee, da "National Center for Airborne Laser Mapping", Dino G. Bellugi e William E. Dietrich, da Universidade da Califórnia, em Berkeley, pela grande colaboração nas etapas de pré-processamento e pós-processamento do banco de dados LIDAR.

Conflito de Interesse: Os autores declaram não haver conflito de interesse.

Referências

1. AGTERBERG, F. P. et al. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping. In: JOHN, C. D. e UTE CHRISTINA, H. (Ed.). **Computers in geology: 25 years of progress**: Oxford University Press, Inc., 1993. p.13-32.
2. AGTERBERG, F. P.; CHENG, Q. Conditional Independence Test for Weights-of-Evidence Modeling. **Natural Resources Research**, v. 11, n. 4, p. 249-255, 2002. ISSN 1573-8981.
3. ALMEIDA, N. V. V. **Avaliação da susceptibilidade à ocorrência de deslizamentos em âmbito municipal: concelhos de Porto Moniz, Ribeira Brava, Santana e São Vicente (Ilha da Madeira)**. 2013. 95 Dissertação (Mestrado). Instituto de Geografia e Ordenamento do Território, Universidade de Lisboa, Lisboa.
4. ARAÚJO, J. P. C.; BARELLA, C. F.; FERNANDES, N. F. Modelagem da susceptibilidade de escorregamentos utilizando o método de pesos de evidência em uma região montanhosa de clima tropical. **Rev. Geociências UNESP**, v. 40, n. 1, p. 137-155, 2021. ISSN 1980-900X.
5. ARAÚJO, J. P. C. et al. Uso do LIDAR na Geomorfologia: aplicações e desafios futuros In: JÚNIOR, O. A. D. C.; GOMES, M. C. V., et al (Ed.). **Revisões da literatura da Geomorfologia brasileira**. Rio de Janeiro (RJ): União da Geomorfologia Brasileira (UGB), 2022. cap. 34, p.931-956.
6. ARDIZZONE, F. et al. Identification and mapping of recent rainfall-induced landslides using elevation data collected by airborne Lidar. **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 7, n. 6, p. 637-650, 2007. ISSN 1684-9981.
7. ATKINSON, P. M.; MASSARI, R. Generalised linear modelling of susceptibility to landsliding in the central Apennines, Italy. **Computers & Geosciences**, v. 24, n. 4, p. 373-385, 1998.
8. AYALEW, L.; YAMAGISHI, H. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. **Geomorphology**, v. 65, n. 1, p. 15-31, 2005. ISSN 0169-555X.
9. BAI, S.-B. et al. GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping of the Zhongxian segment in the Three Gorges area, China. **Geomorphology**, v. 115, n. 1, p. 23-31, 2010. ISSN 0169-555X.
10. BEVEN, M. J.; KIRKBY, M. J. A physically-based, variable contributing area model of basin hydrology. **Hydrological Sciences Bulletin**, v. 24, n. 1, p. 43-69, 1979.
11. BI, J.; BENNETT, K. P. **Regression Error Characteristic Curves**. Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML – 2003). Washington DC. 2003.
12. BLAHUT, J.; VAN WESTEN, C. J.; STERLACCHINI, S. Analysis of landslide inventories for accurate prediction of debris-flow source areas. **Geomorphology**, v. 119, n. 1-2, p. 36-51, 2010. ISSN 0169-555X.
13. BONHAM-CARTER, G. F. **Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS**. Canadá: Pergamon Press, 1994. 398p.

14. BONHAM-CARTER, G. F.; AGTERBERG, F. P.; WRIGHT, D. F. Weights of evidence modelling: a new approach to mapping mineral potential. **Statistical applications in the earth sciences**. [S. l.]: Geol. Survey Canada, p. 171-183, 1989.
15. BROECKX, J. et al. Landslide mobilization rates: A global analysis and model. **Earth-Science Reviews**, v. 201, p. 102972, 2020. ISSN 0012-8252.
16. CARRARA, A. et al. Gis techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 16, n. 5, p. 427-445, 1991.
17. CHEN, X. et al. Weights-of-evidence method based on GIS for assessing susceptibility to debris flows in Kangding County, Sichuan Province, China. **Environmental Earth Sciences**, v. 75, n. 1, p. 70, 2015. ISSN 1866-6299
18. CHIGIRA, M. et al. Topographic precursors and geological structures of deep-seated catastrophic landslides caused by Typhoon Talas. **Geomorphology**, v. 201, p. 479-493, 2013. ISSN 0169-555X.
19. CHUNG, C. J. F.; FABBRI, A. G. Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 65, n. 12, p. 1389-1399, 1999.
20. CLERICI, A. et al. A GIS-based automated procedure for landslide susceptibility mapping by the Conditional Analysis method: the Baganza valley case study (Italian Northern Apennines). **Environmental Geology**, v. 50, n. 7, p. 941-961, 2006.
21. COELHO NETTO, A. L. A Interface Florestal-Urbana e os Desastres Naturais Relacionados à Água no Maciço da Tijuca: desafios ao planejamento urbano numa perspectiva sócio-ambiental. **Revista do Departamento de Geografia da USP**, v. 16, p. 46-60, 2005. ISSN 2236-2878.
22. COELHO NETTO, A. L. et al. Landslide susceptibility in a mountainous geocosystem, Tijuca Massif, Rio de Janeiro: The role of morphometric subdivision of the terrain. **Geomorphology**, v. 87, n. 3, p. 120-131, 2007. ISSN 0169-555X.
23. CONOSCENTI, C. et al. Assessment of susceptibility to earth-flow landslide using logistic regression and multivariate adaptive regression splines: A case of the Belice River basin (western Sicily, Italy). **Geomorphology**, v. 242, p. 49-64, 2015. ISSN 0169-555X.
24. CONRAD, O. et al. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. **Geosci. Model Dev.**, v. 8, n. 7, p. 1991-2007, 2015. ISSN 1991-9603.
25. COSTANZO, D. et al. Exporting a Google Earth™ aided earth-flow susceptibility model: a test in central Sicily. **Natural Hazards**, v. 61, n. 1, p. 103-114, 2012. ISSN 0921-030X.
26. DANTAS, M. E.; MELLO, L. B. **Mapa de padrões de relevo do município do Rio de Janeiro (escala - 1:25.000)**. CPRM - Serviço Geológico do Brasil, 2019.
27. DAHAL, R. K. et al. Predictive modelling of rainfall-induced landslide hazard in the Lesser Himalaya of Nepal based on weights-of-evidence. **Geomorphology**, v. 102, n. 3, p. 496-510, 2008. ISSN 0169-555X.
28. DIKAU, R. **Entwurf einer geomorphographisch-analytischen Systematik von Reliefeinheiten**. Heidelberg, 1988.
29. EGHOLM, D. L.; KNUDSEN, M. F.; SANDIFORD, M. Lifespan of mountain ranges scaled by feedbacks between landsliding and erosion by rivers. **Nature**, v. 498, n. 7455, p. 475-478, 2013. ISSN 00280836
30. FERNANDES, N. F. et al. Condicionantes Geomorfológicos dos Deslizamentos nas Encostas: avaliação de metodologias e aplicação de modelo de previsão de áreas susceptíveis. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 2, n. 1, p. 51-71, 2001.

31. FERNANDES, N. F. et al. Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: field evidence and modeling. **Catena**, v. 55, n. 2, p. 163-181, 2004.
32. FROUDE, M. J.; PETLEY, D. N. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. **Natural Hazards and Earth System Sciences**, v. 18, n. 8, p. 2161-2181, 2018. ISSN 1561-8633.
33. Fundação GEORIO. **Estudos geológico-geotécnicos a montante dos condomínios capim melado e vilarejo, Jacarepaguá**. Rio de Janeiro, RJ: Fundação Instituto de Geotécnica GEO-RIO: 71 p. 1996.
34. GHOSH, S. et al. Selecting and weighting spatial predictors for empirical modeling of landslide susceptibility in the Darjeeling Himalayas (India). **Geomorphology**, v. 131, n. 1, p. 35-56, 2011. ISSN 0169-555X.
35. GOMES, G. J. C. et al. **In-situ regolith depth measurements by DPL tests. XVIII Brazilian Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering (COBRAMSEG)**. Belo Horizonte, MG. : ABMS: 1-8 p. 2016a.
36. GOMES, G. J. C.; VRUGT, J. A.; VARGAS, E. A. Toward improved prediction of the bedrock depth underneath hillslopes: Bayesian inference of the bottom-up control hypothesis using high-resolution topographic data. **Water Resources Research**, v. 52, n. 4, p. 3085-3112, 2016b. ISSN 1944-7973.
37. GOMES, G. J. C. et al. The role of uncertainty in bedrock depth and hydraulic properties on the stability of a variably-saturated slope. **Computers and Geotechnics**, v. 88, p. 222-241, 2017. ISSN 0266-352X.
38. GOMES, R. A. T. **Previsão de áreas de risco a movimentos de massa a partir da modelagem matemática de previsão de escorregamentos e corridas de massa**. 2006. 172 Tese (Doutorado). Departamento de Geografia, UFRJ, Rio de Janeiro.
39. GOMES, R. A. T. et al. Identification of the affected areas by mass movement through a physically based model of landslide hazard combined with an empirical model of debris flow. **Natural Hazards**, v. 45, n. 2, p. 197-209, 2008. ISSN 0921-030X.
40. GOMES, R. A. T. et al. Combining Spatial Models for Shallow Landslides and Debris-Flows Prediction. **Remote Sensing**, v. 5, p. 2219-2237, 2013.
41. GORSEVSKI, P. V.; GESSLER, P.; FOLTZ, R. B. **Spatial Prediction Of Landslide Hazard Using Logistic Regression and GIS**. 4th International Conference on Integrating GIS and Environmental Modeling (GIS/EM4): Problems, Prospect and Research needs. Banff, Alberta 2000.
42. GORUM, T. et al. Implementation of reconstructed geomorphologic units in landslide susceptibility mapping: the Melen Gorge (NW Turkey). **Natural Hazards**, v. 46, n. 3, p. 323-351, 2008. ISSN 0921-030X
43. GUIMARÃES, R. F. et al. Parameterization of soil properties for a model of topographic controls on shallow landsliding: Application to Rio de Janeiro. **Engineering Geology**, v. 69, n. 1-2, p. 98-108, 2003.
44. GUZZETTI, F. et al. Landslide Hazard Evaluation: A Review of Current Techniques and their Application in a Multi-Scale Study, Central Italy. **Geomorphology**, v. 31, p. 181-216, 1999.
45. GUZZETTI, F. et al. Estimating the quality of landslide susceptibility models. **Geomorphology**, v. 81, n. 1-2, p. 166-184, 2006. ISSN 0169-555X.
46. GUZZETTI, F. et al. Landslide inventory maps: New tools for an old problem. **Earth-Science Reviews**, v. 112, n. 1-2, p. 42-66, 2012. ISSN 0012-8252.
47. GAO, J. Identification of topographic settings conducive to landsliding from DEM in Nelson County, Virginia, U.S.A. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 18, p. 579-591, 1993.
48. HAQUE, U. et al. The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995–2014). **Science of the Total Environment**, v. 682, p. 673-684, 2019. ISSN 00489697.
49. ILIA, I.; TSANGARATOS, P. Applying weight of evidence method and sensitivity analysis to produce a landslide susceptibility map. **Landslides**, v. 13, n. 2, p. 379-397, 2016. ISSN 1612-5118.

50. IPP. **Mapa de cobertura vegetal e de uso da terra do município do Rio de Janeiro do ano de 2015**. Instituto Municipal de Urbanismo Pereira Passos: prefeitura do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro 2015.
51. JABOYEDOFF, M. et al. Use of LIDAR in landslide investigations: a review. **Natural Hazards**, v. 61, n. 1, p. 5-28, 2012. ISSN 0921-030X.
52. KIRKBY, M. J. Hydrograph Modelling Strategies. In: PEEL, R.; CHISHOLM, M., *et al* (Ed.). **Processes in Physical and Human Geography**. Londres: Heinemann, 1975. p.69-90.
53. KIRSCHBAUM, D.; STANLEY, T.; ZHOU, Y. Spatial and temporal analysis of a global landslide catalog. **Geomorphology**, v. 249, p. 4-15, 2015. ISSN 0169-555X.
54. KORUP, O.; DENSMORE, A. L.; SCHLUNEGGER, F. The role of landslides in mountain range evolution. **Geomorphology**, v. 120, n. 1-2, p. 77-90, 2010. ISSN 0169555X
55. LOPES, J. A. U. The Role of Landslides in the Landscape Evolution: Theoretical and Practical Aspects. 2a Conferência Brasileira sobre Estabilidade de Encostas 2nd Pan-American Symposium on Landslides, 1997, Rio de Janeiro. p.91-100.
56. MACKEY, B. H.; ROERING, J. J.; LAMB, M. P. Landslide-dammed paleolake perturbs marine sedimentation and drives genetic change in anadromous fish. **Proc Natl Acad Sci U S A**, v. 108, n. 47, p. 18905-9, 2011. ISSN 1091-6490 (Electronic) 0027-8424 (Linking).
57. MCKEAN, J.; ROERING, J. Objective landslide detection and surface morphology mapping using high-resolution airborne laser altimetry. **Geomorphology**, v. 57, n. 3-4, p. 331-351, 2004.
58. NANDI, A.; SHAKOOR, A. A GIS-based landslide susceptibility evaluation using bivariate and multivariate statistical analyses. **Engineering Geology**, v. 110, n. 1-2, p. 11-20, 2010. ISSN 0013-7952.
59. NEFESLIOGLU, H. A.; DUMAN, T. Y.; DURMAZ, S. Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Eastern Black Sea region of Turkey). **Geomorphology**, v. 94, n. 3-4, p. 401-418, 2008a.
60. NEFESLIOGLU, H. A.; GOKCEOGLU, C.; SONMEZ, H. An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with different sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps. **Engineering Geology**, v. 97, n. 3-4, p. 171-191, 2008b.
61. NEUHÄUSER, B.; DAMM, B.; TERHORST, B. GIS-based assessment of landslide susceptibility on the base of the Weights-of-Evidence model. **Landslides**, v. 9, n. 4, p. 511-528, 2012. ISSN 1612-5118.
62. OLIVEIRA, R. R. et al. Significado ecológico da orientação ee encostas no maciço da Tijuca, Rio de Janeiro. **Oecologia Brasiliensis**, v. 01, n. 01, p. 523-541, 1995. ISSN 19806442.
63. PÁNEK, T. et al. Large landslides and deep-seated gravitational slope deformations in the Czech Flysch Carpathians: New LIDAR-based inventory. **Geomorphology**, v. 346, p. 1-18, 2019. ISSN 0169-555X.
64. PETLEY, D. Global patterns of loss of life from landslides. **Geology**, v. 40, n. 10, p. 927-930, 2012. ISSN 00917613
65. PIACENTINI, D. et al. Statistical analysis for assessing shallow-landslide susceptibility in South Tyrol (south-eastern Alps, Italy). **Geomorphology**, v. 151, n. Supplement C, p. 196-206, 2012. ISSN 0169-555X.
66. POONAM et al. Identification of landslide-prone zones in the geomorphically and climatically sensitive Mandakini valley, (central Himalaya), for disaster governance using the Weights of Evidence method. **Geomorphology**, v. 284, n. Supplement C, p. 41-52, 2017. ISSN 0169-555X.
67. QUINN, P. et al. The prediction of hillslope paths for distributed hydrological modeling using digital terrain models. **Hydrological Processes**, v. 5, p. 59-79, 1991.
68. QUINN, P. F.; BEVEN, K. J.; LAMB, R. The $Ln(A/Tang b)$ index: how to calculate it and how to use it within the TOPMODEL Framework. **Hydrological Processes**, v. 9, n. 2, p. 161-182, 1995.

69. REGMI, N. R.; GIARDINO, J. R.; VITEK, J. D. Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach: Western Colorado, USA. **Geomorphology**, v. 115, n. 1, p. 172-187, 2010. ISSN 0169-555X.
70. REICHENBACH, P. et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models. **Earth-Science Reviews**, v. 180, p. 60-91, 2018. ISSN 00128252.
71. REIS, A. P.; MANSUR, K. L. **Sinopse geológica do Estado do Rio de Janeiro – Mapa Geológico 1:400.000**. Niterói (RJ): Departamento de Recursos Minerais do Estado do Rio de Janeiro (DRM-RJ), 1995. 90 p.
72. SCHULZ, W. H. Landslide susceptibility revealed by LIDAR imagery and historical records, Seattle, Washington. **Engineering Geology**, v. 89, n. 1-2, p. 67-87, 2007.
73. SEEFELDER, C. L. N.; KOIDE, S.; MERGILI, M. Does parameterization influence the performance of slope stability model results? A case study in Rio de Janeiro, Brazil. **Landslides**, v. 14, n. 4, p. 1389-1401, 2017. ISSN 1612-5118.
74. SELBY, M. J. **Hillslope materials and processes**. 2nd. New York: Oxford University Press, 1993. 451
75. SIDLE, R. C.; OCHIAI, H. **Landslides: processes, prediction, and land use**. Washington: American Geophysical Union, 2006. 312p. ISBN 978-0-87590-322-4.
76. STEGER, S. et al. The propagation of inventory-based positional errors into statistical landslide susceptibility models. **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 16, n. 12, p. 2729-2745, 2016. ISSN 1684-9981.
77. STEGER, S.; SCHMALTZ, E.; GLADE, T. The (f)utility to account for pre-failure topography in data-driven landslide susceptibility modelling. **Geomorphology**, v. 354, p. 1-17, 2020. ISSN 0169-555X.
78. SÜZEN, M. L.; DOYURAN, V. A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate. **Environmental Geology**, v. 45, n. 5, p. 665-679, 2004a. ISSN 1432-0495.
79. _____. Data driven bivariate landslide susceptibility assessment using geographical information systems: a method and application to Asarsuyu catchment, Turkey. **Engineering Geology**, v. 71, n. 3, p. 303-321, 2004b. ISSN 0013-7952.
80. TEERARUNGSIGUL, S. et al. An integrative approach for regional landslide susceptibility assessment using weight of evidence method: a case study of Yom River Basin, Phrae Province, Northern Thailand. **Landslides**, v. 13, n. 5, p. 1151-1165, 2016. ISSN 1612-5118
81. THIERY, Y. et al. Landslide susceptibility assessment by bivariate methods at large scales: application to a complex mountainous environment. **Geomorphology**, v. 92, n. 1, p. 38-59, 2007. ISSN 0169-555X
82. VAN DEN EECKHAUT, M. et al. Object-oriented identification of forested landslides with derivatives of single pulse LiDAR data. **Geomorphology**, v. 173, p. 30-42, 2012. ISSN 0169-555X.
83. VAN DEN EECKHAUT, M. et al. Prediction of landslide susceptibility using rare events logistic regression: A case-study in the Flemish Ardennes (Belgium). **Geomorphology**, v. 76, n. 3, p. 392-410, 2006. ISSN 0169-555X.
84. VAN WESTEN, C. J.; RENGERS, N.; SOETERS, R. Use of Geomorphological Information in Indirect Landslide Susceptibility Assessment. **Natural Hazards**, v. 30, n. 3, p. 399-419, 2003.
85. VAN WESTEN, C. J.; VAN ASCH, T. W. J.; SOETERS, R. Landslide hazard and risk zonation - why is it still so difficult? **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 65, n. 2, p. 167-184, 2006.
86. VIEIRA, B. C. et al. **A Geomorfologia e o Uso do Solo Como Fatores Controladores da Magnitude de Movimentos de Massa: O Caso das Bacias dos Rios Quitite e Papagaio (RJ)**. VII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada; I Fórum Latino-Americano. Curitiba/PR-Brasil. CD-ROM 1997.
87. VIEIRA, B. C.; FERNANDES, N. F. Landslides in Rio de Janeiro: The Role Played by Variations in Soil Hydraulic Conductivity. **Hydrological Processes**, v. 18, p. 791-805, 2004.

88. ZÊZERE, J. L. **Predição probabilística de movimentos de vertente na escala regional. Actes de les Jornades sobre Terrasses i Prevenció de Riscos Naturals, Department de Medi Ambient, Mallorca: Actes de les Jornades sobre Terrasses i Prevenció de Riscos Naturals**. Espanha, Mallorca: Consell de Mallorca, Department de Medi Ambient: 17-30 p. 2006.
89. ZÊZERE, J. L.; PEREIRA, S.; MELO, R.; OLIVEIRA, S. C.; GARCIA, R. A. C. Mapping landslide susceptibility using data-driven methods. **Sci Total Environ**, v. 589, p.250–267, 2017.
90. ZÊZERE, J. L.; GARCIA, R. A. C.; OLIVEIRA, S. C.; REIS, E. Probabilistic landslide risk analysis considering direct costs in the area north of Lisbon (Portugal). **Geomorphology**, v.94, n. 3–4, p. 467–495, 2008.



Esta obra está licenciada com uma Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>) – CC BY. Esta licença permite que outros distribuam, remixem, adaptem e criem a partir do seu trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original.