

MODELAGEM DA SUSCEPTIBILIDADE DE ESCORREGAMENTOS UTILIZANDO O MÉTODO DE PESOS DE EVIDÊNCIA EM UMA REGIÃO MONTANHOSA DE CLIMA TROPICAL

*MODELLING LANDSLIDE SUSCEPTIBILITY USING THE WEIGHT OF EVIDENCE METHOD
IN A TROPICAL MOUNTAIN REGION*

**João Paulo de Carvalho ARAÚJO¹, Cesar Falcão BARELLA², Nelson Ferreira
FERNANDES¹**

¹Departamento de Geografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro. Av. Athos da Silveira Ramos, 247 – Cidade Universitária – Ilha do Fundão, Rio de Janeiro -RJ. Brasil. E-mails: jpaulo_geo@hotmail.com; nelsonff@acd.ufrj.br

²Departamento de Engenharia Ambiental, Universidade Federal de Ouro Preto. Morro do Cruzeiro, Ouro Preto, Minas Gerais. Brasil. E-mail: cesarbarella@ufop.edu.br

Introdução

O Método Estatístico Bivariado de Pesos de Evidência

Fatores Predisponentes

Calculando os Pesos de Evidência

Análise de Independência Condicional

Integração dos Fatores Predisponentes Condicionamente Independentes

Validação do Modelo de Susceptibilidade

Classificação do Mapa de Susceptibilidade

Área de Estudo

Materiais e Métodos

Aquisição e Preparação dos dados

Inventário de Cicatrizes

Fatores Predisponentes Utilizados na Análise

Análises Estatísticas

Pesos de Evidência

Independência Condicional entre as Variáveis

Integração entre os Mapas

Validação dos Resultados e Classificação do Mapa Final

Resultados

Fatores Predisponentes

Teste de Independência Condicional

Combinações dos Mapas de Temáticos Causativos e Seleção do Melhor Modelo

Classificação e Representação do Mapa Final

Discussão

Análise dos Fatores Predisponentes

Mapa de Susceptibilidade a Escorregamentos

Conclusões

Agradecimentos

Referências

RESUMO - Escorregamentos são fenômenos naturais que ocorrem em regiões montanhosas e podem causar grandes catástrofes socioeconômicas. A identificação das áreas susceptíveis a escorregamentos é uma etapa essencial da gestão de riscos e auxilia a implementação de projetos que visam mitigar, ou mesmo evitar os danos causados por estes eventos. Este trabalho avalia a susceptibilidade a escorregamentos translacionais pelo método estatístico bivariado de Pesos de Evidência, assim como o controle individual de oito fatores predisponentes em duas bacias piloto no maciço da Tijuca, na cidade do Rio de Janeiro (RJ). Cinco modelos de susceptibilidade foram produzidos pela combinação dos fatores predisponentes e tiveram sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da área abaixo da curva (AAC). A maior parte dos escorregamentos mapeados ocorreram nas cabeceiras de drenagem das bacias piloto, nas encostas com ângulo entre 34° e 51°, sustentadas principalmente por intrusões graníticas e coberta por floresta preservada. O mapa final possui cinco classes de susceptibilidade e demonstrou ser eficaz na previsão dos escorregamentos. O método é robusto e evita subjetividades, ao mesmo tempo que é bastante versátil. Apesar de pouco utilizado no Brasil, o método é apropriado ao contexto de complexa geodiversidade e carência de dados geotécnicos, em escala regional e local.

Palavras Chave: Escorregamentos. Pesos de Evidência. Fatores Predisponentes. Independência Condicional.

ABSTRACT - Landslides are natural phenomena that take place in mountainous regions and can raise large socio-economic disasters. The recognition of landslide susceptible areas is a fundamental step in risk management to carry out projects that aim to mitigate, or even avoid damages caused by these events. This work evaluates landslide susceptibility by Weight of Evidence method, as well as the individual control of eight landslide predisposing factors in two watersheds in the Tijuca's massif, in Rio de Janeiro city (Brazil). Five susceptibility models were computed by the combination of the predisposing factors. The models had their predictive capacity measured by the area under the curve (AAC) test. Most of the recognized landslides took place at headwaters, on steep slopes between 34° and 51°, mainly supported by granitic intrusions and covered by preserved forest. The final map shows five landslide susceptibility classes and proved to be effective in predicting shallow landslides. The method is robust and avoids subjectivities while very versatile. Although little used in Brazil, the method is suitable to the context of complex geodiversity and lack of geotechnical data at the regional and local scales.

Keywords: Landslides. Weight of Evidence. Predisposing Factors. Conditional Independence.

INTRODUÇÃO

Escorregamentos são fenômenos naturais que impactam a economia, a infraestrutura e a vida de milhares de pessoas (Kirschbaum et al., 2015; ONU, 2015). Cenários futuros apontam para o aumento no número de mortes e prejuízos causados por escorregamentos devido à intensificação das chuvas provocadas pelas mudanças climáticas e em razão do crescimento populacional, especialmente nos países em desenvolvimento (UNU, 2006; Crozier, 2010; Gariano & Guzzetti, 2016). Entretanto, de acordo com Brabb (1993), ao menos 90% das perdas causadas por escorregamentos podem ser evitadas se o problema for identificado antes do evento acontecer. Desta forma, a identificação das áreas susceptíveis a escorregamentos é uma etapa imprescindível no gerenciamento de desastres naturais e interessa, não somente aos pesquisadores acadêmicos, mas também ao poder público, empresas de seguro e a sociedade civil que vive em áreas de risco.

Os métodos utilizados na previsão de escorregamentos podem ser expressos em termos relativos (qualitativos) ou por meio de equações matemáticas (quantitativos) (Aleotti & Chowdhury, 1999). Outros autores (Van Westen, 1993; Van Westen et al., 2003) agrupam as abordagens de previsão de escorregamentos em indiretas (utilizam modelos heurísticos, estatísticos e determinísticos de previsão) e diretas (onde o especialista, baseado em sua experiência e conhecimento, determina o grau de susceptibilidade a movimentos de massa diretamente). Todavia, de acordo com Van Westen et al. (2006), há um consenso, segundo o qual as diferentes abordagens metodológicas podem ser classificadas em quatro grupos, a saber: abordagens heurísticas, estatís-

ticas, probabilísticas e determinísticas.

Modelos quantitativos, de forma geral, apresentam uma abordagem menos subjetiva e mais reproduzível, permitindo que os resultados sejam comparados e que os erros e as limitações da modelagem sejam identificados (Corominas et al., 2014). Contudo, os modelos quantitativos também apresentam limitações.

Em razão da complexidade das interações entre fatores causativos e/ou devido à incompleta compreensão dos mecanismos de deflagração dos movimentos de massa, ou mesmo em situações onde há poucos dados de campo, modelos determinísticos podem não explicar adequadamente os processos de instabilização.

Nestes casos, modelos estatísticos se apresentam como 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), sem levar em consideração as leis físicas que regulam o papel da água nas encostas e os parâmetros físicos das encostas.

Este trabalho avalia a susceptibilidade a escorregamentos translacionais pelo método estatístico bivariado de Pesos de Evidência (Bonham-Carter et al., 1989).

O método estima o controle individual dos fatores causativos na ocorrência dos escorregamentos para posteriormente derivar informações quantitativas de susceptibilidade.

Apesar de ser um método robusto e flexível, orientado pelos dados (evita subjetividade) e testado em muitos trabalhos internacionais, poucos ainda são os trabalhos desenvolvidos no Brasil (Araújo, 2004; Pozzobon, 2013; Barella, 2015; Correia, 2015; Araújo, 2018).

O MÉTODO 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 estatísticas 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. Esta ideia é suportada pela aceitação da hipótese de independência entre os parâmetros explicativos do fenômeno investigado.

O principal objetivo do método é estimar se um dado conjunto de especificações (variáveis independentes), podem resultar em situações de estabilidade ou instabilidade (variáveis dependentes). Para tanto, alguns pressupostos devem ser considerados, a saber: (i) escorregamentos futuros irão ocorrer sob condições similares das dos escorregamentos passados; (ii) os fatores causativos dos escorregamentos mapeados permanecem constantes ao longo do tempo.

Nas geociências o método vem sendo aplicado em diversas áreas do conhecimento, como na

exploração do potencial mineral (Bonham-Carter et al., 1989; Carranza & Hale, 2000), em estudos de contaminação de aquíferos (Masetti et al., 2007), em estudos associativos entre a ocorrência de falhas tectônicas e terremotos (Daneshfar & Benn, 2002), entre outros (Raines & Bonham-Carter, 2007).

Entretanto, uma das principais aplicações do método é a identificação de áreas susceptíveis a movimentos de massa, abordagem preconizada por Van Westen (1993). Dentro desta abordagem, o método vem sendo utilizado em áreas de estudo com diferentes condições climáticas e litológicas, para prever diferentes tipologias de movimentos de massa e em diferentes escalas espaciais (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; Iliá & Tsangaratos, 2016; Teerarungsigul et al., 2016; Poonam et al., 2017), entre outros.

Fatores Predisponentes

Os fatores predisponentes/causativos, também denominados variáveis preditivas/explicativas, são representados por mapas que podem ser espacialmente distribuídos ou categóricos. De acordo com Ayalew & Yamagishi (2005), não há um critério universal de seleção dos fatores predisponentes. Contudo, há um consenso segundo o qual: (a) as variáveis independentes devem ter relação direta com as variáveis dependentes; (b) as variáveis independentes devem ser espacialmente representadas em toda a área de estudo; (c) as variáveis independentes devem ser mensuráveis; e (d) não redundantes (não deve haver sobrevalorização na sobreposição de pares de mapas condicionalmente dependentes).

Os fatores predisponentes topográficos mais utilizados são a elevação, o ângulo das encostas, a orientação das encostas e a forma das encostas. A elevação contribui para o desenvolvimento de escorregamentos de forma indireta, pelo efeito orográfico das montanhas que retêm maior quantidade de umidade atmosférica. O ângulo da encosta está diretamente associado aos processos de escorregamentos, uma vez que a tensão cisalhante aumenta com o incremento do gradiente. A orientação das encostas, juntamente com a elevação e ângulo da encosta, pode influenciar diretamente a recepção da radiação solar, dos ventos e da precipitação. Indiretamente, a orientação das encostas pode estar relacionadas a outros fatores como umidade do solo, tipo de vegetação e a espessura do solo (Clerici et al., 2006).

A forma das encostas pode ser obtida pela combinação dos perfis transversais e longitudinais (em relação ao movimento gravitacional). O perfil longitudinal, ou curvatura em perfil, influencia tanto a tensão cisalhante quanto da resistência do material ao cisalhamento, no sentido do movimento dos escorregamentos (Ohlmacher, 2007). Já o perfil transversal, ou curvatura em planta, controla a convergência ou a divergência da água e dos sedimentos (Fernandes et al., 1994; Fernandes et al., 2004). Nesse sentido, as áreas côncavas (*hollows*) são locais onde se encontram, predominantemente, os colúvios e as áreas convexas (*noses*) são os interflúvios

Já os fatores predisponentes hidrológicos comumente utilizados são a área de contribuição e o índice topográfico de umidade (ITU). A área de contribuição consiste na área drenada à montante que passa por determinado pixel (Beven & Kirkby, 1979). O ITU, introduzido por Kirkby, (1975) e Beven & Kirkby (1979), é utilizado para quantificar o efeito da topografia nos processos hidrológicos. O índice é definido pela expressão $\ln(a/\tan\beta)$, onde a é a área de contribuição por unidade de contorno e β é o gradiente medido em radianos.

Os fatores predisponentes hidrológicos, analisados juntamente com a forma das encostas, definem os locais de concentração de água após a chuva, sobretudo nas áreas côncavas do terreno, que são zonas potenciais de instabilidade devido à elevação da poro-pressão do solo (Beven & Kirkby, 1979; Fernandes et al., 1994; Montgomery & Dietrich, 1994; Montgomery et al., 1998).

Os dados categóricos incluem os mapas de litologia e uso e cobertura. As diferentes litologias apresentam distinta composição mineralógica, estrutura, textura, resistência ao intemperismo e características mecânicas, como a resistência ao cisalhamento das rochas. A litologia exerce um controle geológico fundamental, influenciando a natureza e a taxa de diferentes processos geomorfológicos, como os processos erosivos e os movimentos de massa.

Por fim, o mapa de uso e cobertura é uma fonte de dados importante, principalmente por fornecer informações sobre a vegetação local. De forma geral, os mecanismos pelos quais a vegetação influencia a estabilidade das encostas podem ser classificados por sua natureza hidrológica ou mecânica e são reconhecidamente bem documentados (Greenway, 1987; Gray & Sotir, 1996; Schmidt et al., 2001), apesar dos resultados

conflituosos (Collison et al., 1995; Collison & Anderson, 1996).

A vegetação pode atuar positivamente sobre a estabilidade das encostas ao interceptar as chuvas, reduzindo o volume efetivo da água que atinge o solo, removendo a água do solo através das raízes, aumentando a evapotranspiração, aumentando a coesão pelas raízes, etc. A vegetação também pode atuar negativamente sobre a estabilidade das encostas, uma vez que o peso das árvores, juntamente com a água das chuvas, pode aumentar a tensão cisalhante nas encostas e facilitar a infiltração da água pelas raízes, aumentando a poro-pressão positiva nos solos.

Calculando os Pesos de Evidência

Partindo do conceito de probabilidade *a priori*, supondo a área total de uma bacia hidrográfica $N\{A\}$ atingida por uma área de escorregamentos $N\{L\}$, onde N é a notação para representar o número de células de uma matriz, a probabilidade *a priori* da ocorrência de escorregamentos $P\{L\}$, ou seja, a probabilidade de uma célula escolhida ao acaso na bacia ser parte de uma cicatriz, pode ser calculada pela Equação 1.

$$P\{L\} = \frac{N\{L\}}{N\{A\}} \quad (1)$$

Havendo um conjunto de variáveis explicativas dos escorregamentos observados, a probabilidade *a priori* passa a ser representada a partir de uma probabilidade *a posteriori*, ou probabilidade condicionada, valendo-se dos pressupostos apresentados pelo Teorema de Bayes, onde $P\{L|F\}$ é a probabilidade P de um evento de escorregamento L ocorrer, dada a presença de um fator F (Equação 2) ou a ausência desse mesmo fator \bar{F} (Equação 3).

$$P\{L|F\} = \frac{P\{L \cap F\}}{P\{F\}} = P\{L\} \times \frac{P\{F|L\}}{P\{F\}} \quad (2)$$

$$P\{L|\bar{F}\} = \frac{P\{L \cap \bar{F}\}}{P\{\bar{F}\}} = P\{L\} \times \frac{P\{\bar{F}|L\}}{P\{\bar{F}\}} \quad (3)$$

Por razões matemáticas, a probabilidade condicional é descrita, convencionalmente, como *odds* (~ chance), definido como sendo a razão da probabilidade de um evento ocorrer sobre a probabilidade de ele não ocorrer, sendo genericamente dado pela Equação 4:

$$O = \frac{P}{1 - P} \quad (4)$$

Desta forma, as Equações 2 e 3 podem ser modificadas para as Equações 5 e 6:

$$O\{L|F\} = O\{L\} \times \frac{P\{F|L\}}{P\{F|\bar{L}\}} \quad (5)$$

$$O\{L|\bar{F}\} = O\{L\} \times \frac{P\{\bar{F}|L\}}{P\{\bar{F}|\bar{L}\}} \quad (6)$$

onde L indica a presença e \bar{L} ausência de escorregamentos.

Subsequentemente, (Bonham-Carter, 1994) calculou os pesos positivos e negativos dos fatores F baseado na influência exercida pela presença F ou ausência \bar{F} destes fatores sobre os escorregamentos L , como indicado nas Equações 7 e 8:

$$W^+ = \ln \left(\frac{P\{F|L\}}{P\{F|\bar{L}\}} \right) = \ln \left[\frac{\frac{P\{F \cap L\}}{P\{L\}}}{\frac{P\{F \cap \bar{L}\}}{P\{\bar{L}\}}} \right] \quad (7)$$

$$W^- = \ln \left(\frac{P\{\bar{F}|L\}}{P\{\bar{F}|\bar{L}\}} \right) = \ln \left[\frac{\frac{P\{\bar{F} \cap L\}}{P\{L\}}}{\frac{P\{\bar{F} \cap \bar{L}\}}{P\{\bar{L}\}}} \right] \quad (8)$$

Desta forma, de acordo com Van Westen (2002), o peso positivo (W^+) indica que as variáveis preditivas estão presentes no local dos escorregamentos e a magnitude desses pesos assinalam o grau de correlação positiva entre a presença da variável preditiva e os escorregamentos. $W^+ > 0$ significa que a presença do fator preditivo contribui para a presença dos escorregamentos. $W^+ = 0$ indica que o fator preditivo não é relevante. $W^+ < 0$ indica que a presença do fator preditivo contribui para a ausência do escorregamento. (W^-) indica a ausência das variáveis preditivas e mostra o nível da correlação negativa. $W^- > 0$ significa que a ausência da variável preditiva contribui para a presença de escorregamentos. $W^- = 0$ indica que a variável preditiva não é relevante. $W^- < 0$ indica que a ausência da variável preditiva contribui para a ausência de escorregamentos.

A diferença entre os pesos positivos e negativos é denominada contraste (C_i) (Equação 9):

$$C_i = W^+ - W^- \quad (9)$$

A magnitude do contraste reflete a associação espacial global entre as variáveis preditivas e os escorregamentos. Quando $C_i > 0$, a presença da variável preditiva é considerada influente sobre a ocorrência de escorregamentos, enquanto $C_i < 0$

indica que a presença da variável preditiva é negativa ao processo. Por sua vez, $C_i = 0$ indica que a variável preditiva não possui qualquer relação com a ocorrência de escorregamentos. Para uma descrição matemática mais detalhada do modelo, consultar (Bonham-Carter et al., 1989; Bonham-Carter, 1994).

Análise de Independência Condicional

A independência condicional entre mapas é uma premissa assumida quando dois ou mais fatores predisponentes são combinados em um modelo bayesiano (Bonham-Carter, 1994). Para tanto, os mapas temáticos causativos devem ser estatisticamente independentes entre si, ou seja, o conhecimento de um evento preexistente não deve afetar a probabilidade de outro evento. A quebra desta premissa acarreta uma redundância na análise de susceptibilidade e sobrevalorização dos resultados de predição (Agterberg & Cheng, 2002).

Bonham-Carter (1994) sugerem o uso do teste do Qui-quadrado χ^2 (Equação 10) para medir a independência entre os pares de mapas temáticos causativos de classes binárias. Para tal, uma matriz de tabulação cruzada é utilizada como matriz de contingência (ou tabela de contingência). A partir da sobreposição de duas variáveis independentes, $(N_{ij} \cap N_{ij})$, onde N_{ij} é a área ocupada por uma classe i de um cartograma j , obtém-se a frequência observada dos mapas " O_{ij} ", que servirá como base para o posterior cálculo de sua frequência esperada " E_{ij} " (Equação 11):

$$\chi^2 = \sum_{i,j=1}^n \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}} \quad (10)$$

$$E_{ij} = \frac{(\sum_C \cdot \sum_L)}{\sum_T} \quad (11)$$

onde \sum_C é o somatório dos valores observados nas colunas da tabela, \sum_L é o somatório dos valores observados nas linhas da tabela e \sum_T é o somatório total dos dados.

A medida que as frequências observadas nos mapas são cada vez mais diferentes das frequências esperadas, o valor de χ^2 tende a aumentar em magnitude, com limite superior variável. Coeficientes de associações baseados no teste de χ^2 podem ser empregados para solucionar esse problema, como o coeficiente de contingência de Pearson e o coeficiente de contingência modificado, como utilizado por Almeida (2013), apresentados, respectivamente, pelas Equações 12 e 13.

$$C = \sqrt{\frac{\chi^2}{\chi^2 + N}} \quad (12)$$

$$C^* = \sqrt{\frac{\chi^2}{\chi^2 + N}} \cdot \sqrt{\frac{k}{k - 1}} \quad (13)$$

onde N o número total de observações da tabela de contingência e k é o menor valor entre o número de linhas e colunas.

Os coeficientes C e C^* variam de 0 (inexistência de associação) a 1 (associação perfeita). Valores de correlação entre variáveis acima de 0,5 são considerados altos e atestam a existência de dependência condicional.

Integração dos Fatores Predisponentes Condicionalmente Independentes

Para construir o mapa de susceptibilidade, é necessário combinar, algebricamente, *pixel* por *pixel*, todos os contrastes obtidos dos mapas de temáticos causativos condicionalmente independentes. Para tanto, os contrastes são somados pelo Índice de Susceptibilidade de Escorregamentos (*Landslide Susceptibility Index – LSI*) (Equação 14), assim como executado por Lee et al. (2002), Van Westen (2002), Regmi et al. (2010) e Ilia & Tsangaratos (2016), entre outros.

$$LSI_{ct} = \sum_{i,j=1}^n Ct_{ij} \quad (14)$$

onde LSI é o índice de susceptibilidade de escorregamentos de cada pixel i e Ct_j é o valor de contraste de um dado fator j .

Validação do Modelo de Susceptibilidade

De acordo com Chung & Fabbri (2003), a validação dos resultados é a etapa mais importante na modelagem de previsões, sem a qual os resultados se tornariam completamente inúteis sob um ponto de vista científico. A validação compara os resultados do modelo de susceptibilidade com o banco de dados do mundo real para avaliar a acurácia e o poder de previsão do modelo (Beguiría, 2006). Desta forma, segundo o mesmo autor, a validação permite definir o grau de confiança dos resultados para que estes possam chegar ao usuário final.

Nesse sentido, Chung & Fabbri (1999) propuseram um método bastante inteligível de validação cruzada denominado Curvas de Sucesso e de Predição (*CSeP*). O método determina o grau de ajuste entre os dados e o modelo (curva de

sucesso) e descreve a respectiva capacidade preditiva do modelo (curva de predição).

Uma vez desenhadas as curvas de sucesso e/ou predição, há a necessidade de se traduzir o gráfico em informações quantitativas que definirão a capacidade global de predição do modelo de susceptibilidade e permitirão a comparação dos resultados de diferentes gráficos. Para tanto, recorre-se ao método denominado Área Abaixo da Curva (AAC) preditiva global (Gorsevski et al., 2000; Bi & Bennett, 2003).

Visto que as *CSeP* são compostas por pequenos seguimentos de reta, é possível usar a regra do trapézio para calcular a área entre as linhas de sucesso e predição e o eixo das abscissas pela Equação 15.

$$AAC = \sum_{i=1}^n \left[(L_i - L_{i+1}) \times \frac{A_i + B_{i+1}}{2} \right] \quad (15)$$

Onde:

$(L_i - L_{i+1})$ é a amplitude da classe disposta no eixo das abscissas (altura do trapézio). As ordenadas $A_i + B_{i+1}$ formam a base do trapézio; A_i é o valor da ordenada correspondente a L_i ;

B_{i+1} é o valor da ordenada correspondente a L_{i+1} ;

A AAC varia em uma escala de 0 a 1. Quanto mais próximo de 1 for o valor de AAC, 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.

Classificação do Mapa de Susceptibilidade

Por fim, visando apresentar um produto final informativo, que possa ser interpretado pelos diferentes usuários, é necessário classificar o mapa integrado pelo *LSI* em diferentes classes de susceptibilidade. Os métodos gráficos de classificação podem ser executados a partir das curvas de sucesso e/ou predição. Estes métodos consistem em uma interpretação gráfica da curva para setorização e hierarquização dos graus de susceptibilidade.

A classificação, pode ser realizada tanto a partir das quebras naturais da curva do gráfico, se constatadas, como em Zêzere et al. (2004), como pela interpretação do executor a partir das proporções de ocorrências esperadas em cada classe, como em Blahut et al. (2010) e Ghosh et al. (2011).

O número de classes é decidido pelo pesquisador, dependendo do público e do grau de simplificação proposto pelo mapa. Um mapa com maior grau de simplificação pode, por exemplo, utilizar somente três classes de susceptibilidade como “alta”, “média” e “baixa”, ou apresentar classificações mais detalhadas como, “muito alto”, “alto”, “médio”, “baixo” e “muito baixo”.

ÁREA DE ESTUDO

Foram selecionadas duas bacias piloto - bacias dos rios Quitite e Papagaio (5,4 km²) - localizadas na parte oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, 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 rasos, que alimentaram duas corridas de detritos nos canais principais das bacias piloto.

A região possui clima tropical úmido, com precipitações anuais variando entre 1.300 e 3.000 mm e chuvas de verão podendo alcançar até 900 mm/mês (Coelho Netto et al., 2007). A área de estudo se encontra nos limites do Parque Nacional da Tijuca (39,51 km²), reduto de uma das maiores florestas urbanas do mundo e possui

vegetação do tipo “Floresta Tropical Pluvial de Encosta”.

As bacias do Quitite e Papagaio possuem florestas preservadas próximas às cabeceiras de drenagem (19%) e florestas degradadas (49%) ocupando a maior parte da bacia, com manchas esparsas de cobertura gramínea (13%) (Araújo & Fernandes, *in prep.*) (Figura 2h).

Na área de estudo, os migmatitos (7%) e as intrusões graníticas (30%) sustentam as maiores elevações nas cabeceiras de drenagem. Granodioritos (10%) e gnaisses facoidais (45%) tem sua ocorrência no terço médio e inferior das bacias e depósitos quaternários (8%) ocorrem no exutório das bacias (Figura 2g) (Reis & Mansur, 1995). São observados ainda três sistemas de descontinuidades estruturais marcantes, a saber as fraturas de alívio, fraturas subverticais e os planos de foliações dos gnaisses (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996; Moreira, 1999).

O relevo das bacias piloto é montanhoso, muito acidentado, com vales encaixados no terço

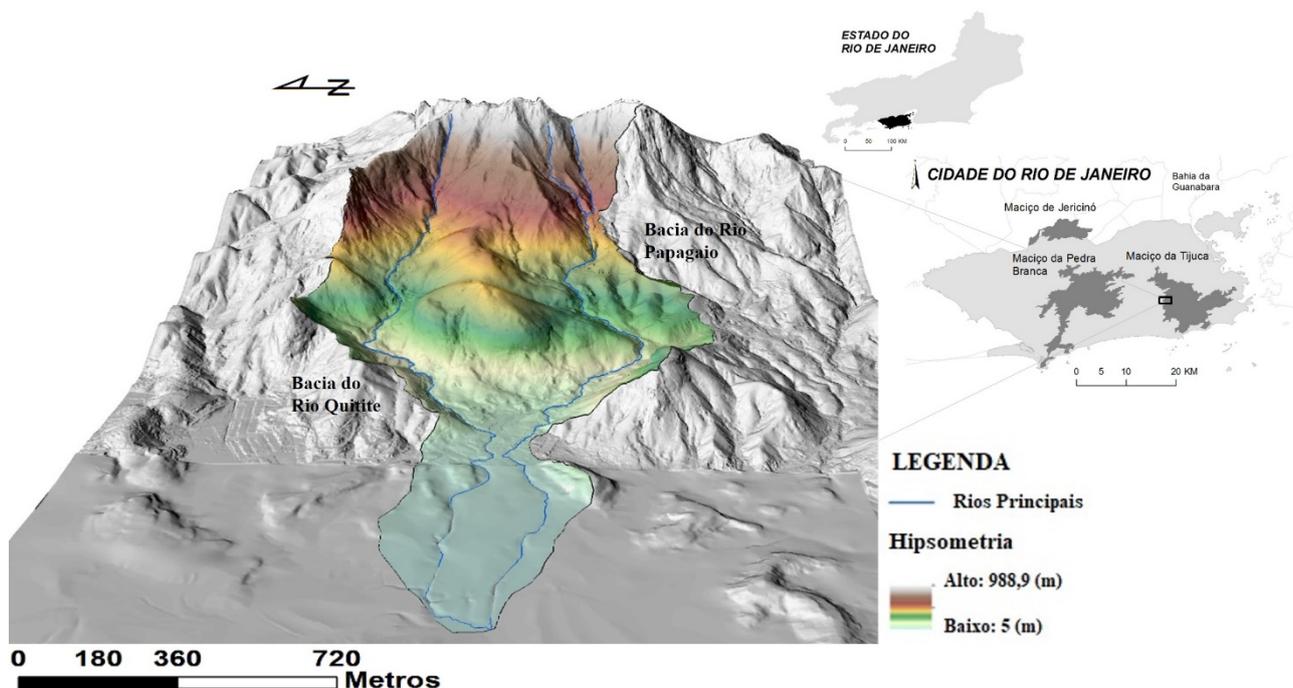


Figura 1 - Bacias piloto dos rios Quitite e Papagaio a oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, na cidade do Rio de Janeiro (RJ). Elevações representadas por cores hipsométricas.

superior, escarpas rochosas convexas e elevações alinhadas na direção das falhas ENE/WSW; possui vertentes retilíneas a côncavas, com sedimentação de colúvio e talus formando depósitos de encosta (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996; Vieira et al., 1997; Dantas & Mello, 2019).

No terço superior das bacias os solos são menos espessos, com domínio de Litossolos e Cambissolos (Fernandes et al., 2001), tornando-se mais espessos no terço médio (>12m) (Gomes, et al., 2016a) e no exutório das bacias, com até 12m de espessura dos depósitos de sedimentos (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996). Segundo

Araújo et al. (2019), a espessura média dos materiais mobilizados pelos escorregamentos de 1996 é de 3,7m. O episódio de 1996 está entre os eventos hidro-geomorfológicos mais extremos registrados nas últimas décadas na cidade do Rio de Janeiro (Coelho Netto et al., 2007) e, portanto, motiva pesquisas científicas com diferentes enfoques, como pode ser observado nos trabalhos de Guimarães et al. (2003), Fernandes et al. (2004), Vieira & Fernandes (2004), Coelho Netto et al. (2007), Gomes et al. (2008), Gomes et al. (2013; 2016b; 2017), Seefelder et al. (2017), Araújo et al. (2018; 2019).

MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos podem ser divididos em 5 etapas: i) aquisição e preparação dos dados: inclui o mapeamento de cicatrizes e a produção dos mapas temáticos causativos; ii) cálculo estatísticos: dos Pesos de Evidências 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.

Aquisição e Preparação dos Dados

Inventário de Cicatrizes

O inventário de cicatrizes visa identificar a distribuição espacial dos escorregamentos observados. O mapeamento foi realizado pelo método de vetorização interativa, pela interpre-

tação topográfica das rupturas de escorregamento e das zonas de transporte/erosão. Para tanto, foram utilizadas as curvas de nível e o relevo sombreado, computados de um modelo digital do terreno (MDT) Lidar (*Light Detection and Ranging*) de resolução espacial de 2m, adquirido pela Fundação Instituto de Geotécnica “Geo-Rio”, da Prefeitura do Rio de Janeiro, no ano de 2013, dado amplamente discutido por Barbosa (2015). Foram também utilizadas fotografias aéreas na escala de 1:20.000, obtidas dois meses após os escorregamentos de 1996 (Guimarães, 2000).

Foram identificadas 108 cicatrizes referentes ao evento de 1996 e 91 cicatrizes referentes a eventos não datados, anteriores ao

ano de 1996. O total de cicatrizes corresponde a 3,5% da área de estudo. As 199 cicatrizes foram subdivididas, randomicamente, em dois grupos através da ferramenta “subset features” (ArcGis 10.7): (i) grupo de treinamento (70% das cicatrizes) e (ii) grupo de validação (30% das cicatrizes).

Fatores Predisponentes Utilizados na Análise

Foram utilizados oito mapas explicativos dos escorregamentos na área de estudo, sendo seis mapas distribuídos, derivados do MDT Lidar e dois mapas categóricos. Os fatores predisponentes topográficos e hidrológicos foram computados pelo *software* livre SAGA (Conrad et al., 2015) a partir do MDT Lidar. Os mapas categóricos são dados secundários obtidos de fontes oficiais.

Os fatores predisponentes topográficos são: i) elevação (Figura 2a); ii) ângulo das encostas (Figura 2b); iii) orientação das encostas (Figura 2c). Estes dois últimos mapas foram calculados pelo módulo “Slope, Aspect, Curvature”; iv) a forma de encostas (Figura 2d) foi calculada pelo módulo “Curvature Classification”, baseado no trabalho de Dikau (1988).

Os fatores predisponentes hidrológicos são: i) área de contribuição, calculada pelo do módulo “Catchment Area (Top Down)”, pelo algoritmo de fluxo múltiplo (Quinn et al., 1991) (Figura 2e); ii) índice topográfico de umidade (ITU), calculado pelo módulo “Topographic Wetness Index” (Figura 2f).

Os dados categóricos incluem os mapas de uso e cobertura e de litologia. O mapa de litologias foi disponibilizado pelo Departamento de Recursos Minerários do Estado do Rio de Janeiro (DRM) e possui escala 1:400.000, com base de dados consolidada de um mapeamento 1:50.000 (Reis & Mansur, 1995) (Figura 2g). Já o mapa de uso e cobertura (Figura 2h) foi produzido a partir do mapa de densidade de pontos LIDAR, modificado de Guimarães (2000) e de IPP (2015).

Análises Estatísticas

Pesos de Evidência

As funções utilizadas para se calcular os Pesos de Evidência (Equação 7 e 8) podem ser reescritas para computar os números de *pixels* dos mapas temáticos causativos, em ambiente SIG (Sistema Geográfico de Informação), como descrito por Van Westen (2002), conforme as Equações 16 e 17. Para tanto, os dados alfanuméricos dos mapas temáticos obtidos pelo *software* ArcGis 10.7 foram calculados em *Excel*.

$$W^+ = \ln \frac{\frac{Npix1}{Npix1+Npix2}}{\frac{Npix3}{Npix3+Npix4}} \quad (16)$$

$$W^- = \ln \frac{\frac{Npix2}{Npix1+Npix2}}{\frac{Npix4}{Npix3+Npix4}} \quad (17)$$

Nessas equações, *Npix1* corresponde ao número de *pixels* de escorregamento (células dentro dos polígonos das cicatrizes de treinamento) presentes em uma dada classe do mapa temático causativo. *Npix2* corresponde a todos os *pixels* de escorregamento de um mapa temático causativo, exceto aqueles no interior da classe sob análise. Desta forma, *Npix1 + Npix2* equivalem a todos os *pixels* de escorregamento de um mapa temático causativo limitado pelo polígono da bacia. Já *Npix3* corresponde a toda a área da classe de um mapa temático causativo que não foi afetada pelos escorregamentos. *Npix4* corresponde aos *pixels* de um mapa temático causativo, exceto todos os *pixels* de escorregamento e os *pixels* da classe sob análise. Desta forma, *Npix3 + Npix4* correspondem à toda a área da bacia que não foi afetada por escorregamentos.

Por fim, os contrastes (Equação 9) foram calculados em *Excel* e utilizados para substituir as classes dos mapas temáticos causativos pela ferramenta “reclassify”, no ArcGis 10.7.

Independência Condicional entre as Variáveis

O teste Qui-quadrado (χ^2) pressupõe a confecção de uma tabela de contingência que correlaciona as áreas de interseção das classes dos mapas temáticos causativos, sempre dois a dois. Cada interseção entre classes representa uma frequência observada, dado de entrada para a formulação do teste, representado pela notação *Oij* da Equação 10. Este dado foi obtido pela ferramenta “tabulate area” no ArcGis 10.7 e exportado para o *Excel*. Posteriormente, em *Excel*, calculou-se as frequências esperadas, representada pela notação *Eij* (Equação 11) e, desta forma, o valor de χ^2 (Equação 10).

Em *Excel*, foram calculados os coeficientes *C* e *C** (Equação 12 e 13). Como já mencionado, valores acima de 0,5 denunciam a condição de dependência entre os pares de mapas, enquanto que valores abaixo de 0,5 indicam condição de independência, o que torna possível a integração entre os mapas. Desta forma, foram integrados somente os mapas que apresentaram valores abaixo de 0,5 em ambos os coeficientes *C* e *C**.

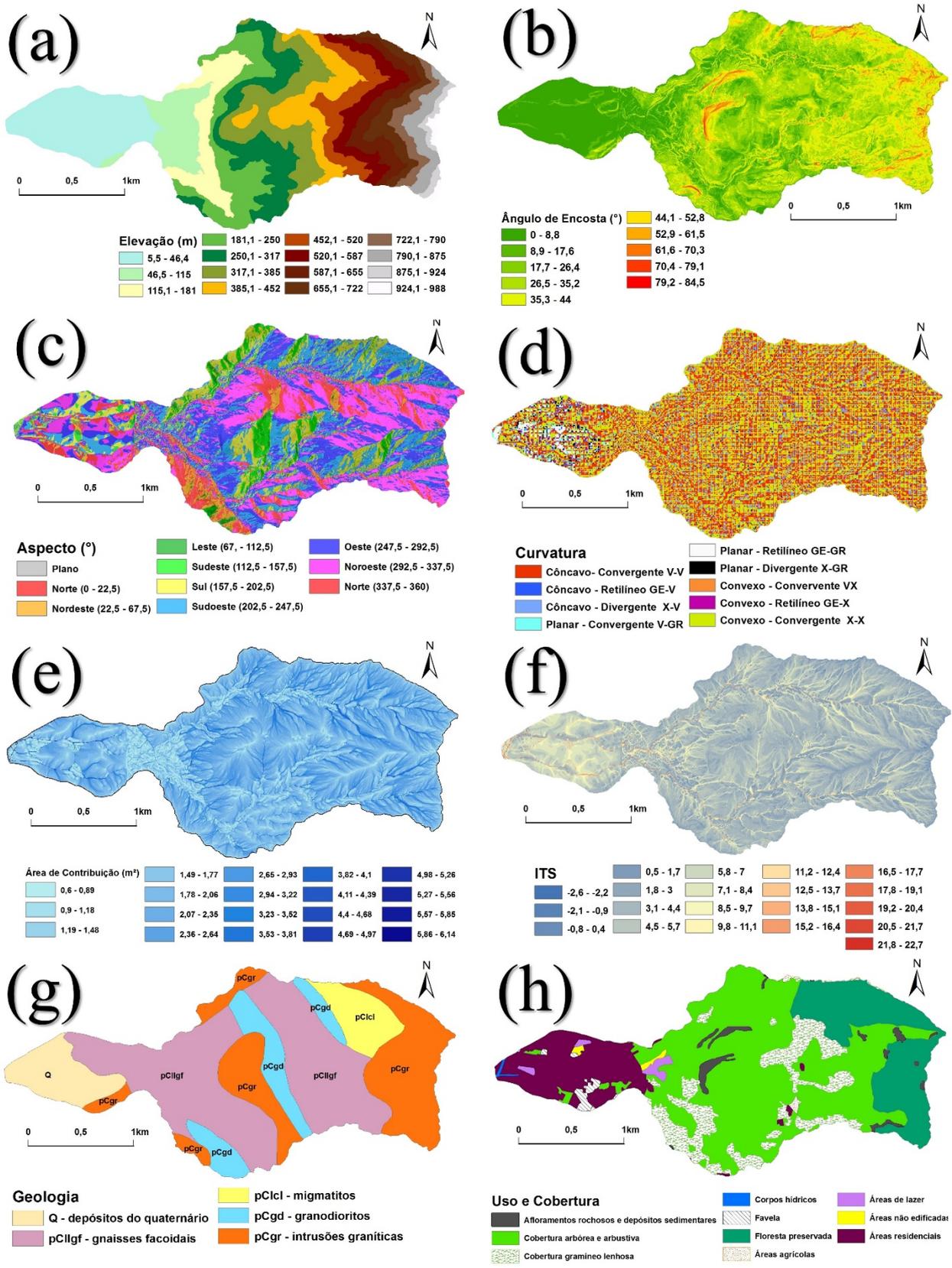


Figura 2 - Mapas temáticos causativos: (a) elevação; (b) ângulo das encostas; (c) orientação das encostas (aspecto); (d) forma das encostas (curvatura); (e) área de contribuição; (f) índice topográfico de umidade (ITU); (g) geologia; (h) uso e cobertura.

Integração Entre os Mapas

A integração entre os mapas temáticos causativos ponderados foi feita pelo Índice de

Susceptibilidade a Escorregamentos (*LSI*), através da Equação 14, pela ferramenta *raster calculator*, no ArcGis 10.7. Foram integradas

todas as combinações/modelos possíveis entre mapas condicionalmente independentes, testados pelos coeficientes C e C^* .

Validação dos Resultados e Classificação do Mapa Final

A validação dos mapas de susceptibilidade, calculados pelo LSI , foi realizada pela Curva de Predição e pelo cálculo da AAC (Equação 15) em

Excel. A Curva de Predição faz uso das amostras de validação (30% das cicatrizes mapeadas) para estimar a capacidade de predição dos modelos testados. Por fim, o mapa final foi classificado pelo método gráfico de hierarquização dos graus de susceptibilidade, padronizado (observando os valores de C_i) em função da proporção de escorregamentos esperados em cada classe.

RESULTADOS

Os principais resultados incluem: i) ponderação das classes de cada fator predisponente pelo método de Pesos de Evidência e cálculo dos contrastes entre os pesos positivos e negativos ii) teste de independência entre os fatores predisponentes; iii) combinação dos mapas temáticos causativos condicionalmente independentes, cálculo da AAC e seleção do melhor modelo; iv) classificação e representação do mapa final de susceptibilidade a escorregamentos.

Fatores Predisponentes

A Tabela 1 apresenta os valores calculados dos pesos positivos (W^+) e negativos (W^-) (Equações 16 e 17), o contraste (Equação 9), assim como o percentual das classes dos mapas temáticos causativos e o percentual dos escorregamentos calculados a partir das cicatrizes de treinamento.

O mapa de elevação apresenta valores positivos de C_i entre as classes de 400m a 859m. Estas elevações correspondem a 33% da área das bacias piloto e concentram a grande maioria (72%) dos escorregamentos computados. Já o mapa de ângulo de encostas possui os valores positivos de C_i entre as classes 25° e 59°. Estas classes correspondem a 54% da área das bacias e concentram a quase totalidade dos escorregamentos computados (92%). Superado o limite crítico de 59°, novos incrementos de ângulo da encosta reduzem o potencial de escorregamentos translacionais na área de estudo. Encostas com ângulos superiores a 59° podem estar associadas a outros processos, como a erosão e queda de blocos.

O mapa de orientação das encostas possui valores positivos de C_i nas classes norte, nordeste e noroeste. Estas classes correspondem a 37% da área das bacias e concentram 53% dos escorregamentos computados.

Já o mapa de curvatura apresenta valores positivos de C_i nas classes côncavas (em planta), a saber côncavo convergente (VV) e convexo

convergente (XV). Embora as feições convexas (em planta) sejam as mais frequentes (51%), estas concentram, proporcionalmente, menos escorregamentos (42,5%). As feições côncavas (em planta) são proporcionalmente menos frequentes (46%), porém concentram mais cicatrizes de escorregamentos (57%).

Dentre os mapas que representam os fatores predisponentes hidrológicos, o mapa de área de contribuição apresenta valores positivos de C_i nas classes situadas entre Log_{10} 1,9m² e Log_{10} 3,7m². Estas classes correspondem a 44% da área das bacias piloto e concentram 56% dos escorregamentos.

O mapa do Índice Topográfico de Umidade (ITU) possui seus valores positivos de C_i entre as classes 1,7 a 5,2. Estas classes representam 74% da área das bacias e concentram 83% dos escorregamentos.

O mapa geológico apresenta valores positivos de C_i nas classes de intrusões graníticas (pCgr) e migmatitos (PCLcl). Estas classes correspondem, respectivamente, à 28% e 7% da área das bacias piloto e concentram, respectivamente, 50% e 12% dos escorregamentos. Finalmente, no mapa de Uso e Cobertura, observa-se valores positivos de C_i nas classes de floresta preservada, cobertura gramínea lenhosa e afloramentos rochosos. Estas classes correspondem, respectivamente, a 19%, 13% e 2% da área das bacias piloto e concentram, respectivamente, 36%, 18% e 3% dos escorregamentos computados.

Teste de Independência Condicional

A relação de dependência e independência condicional entre os mapas temáticos causativos, calculada pelos coeficientes C e C^* (Equações 12 e 13), é apresentado pela Tabela 2. Oito fatores predisponentes foram testados e somente o mapa de orientação das encostas apresenta a condição de independência entre todos os mapas.

Os maiores valores computados pelos coeficientes C e C^* foram observados entre os mapas de elevação e geologia, elevação e uso e cobertura

Tabela 1 - Fatores predisponentes; classes dos mapas temáticos causativos; percentual de cada classe nas bacias piloto; percentual de cada classe nas cicatrizes de escorregamento de treinamento; pesos positivos (W^+); pesos negativos (W^-); contraste (C_t).

Fator Predisponente	Classes	% Classe (bacia)	% Escorregamentos (cicatrizes)	W+	W-	Ct
ELEVAÇÃO (m)	5,5 - 71,2	18,3	0,0	-8,62	0,21	-8,83
	71,2 - 136,9	6,4	0,9	-2,02	0,06	-2,08
	136,9 - 202,5	8,2	4,1	-0,69	0,04	-0,74
	202,5 - 268,2	10,3	4,9	-0,76	0,06	-0,82
	268,2 - 333,9	10,9	9,0	-0,20	0,02	-0,22
	333,9 - 399,6	10,2	6,7	-0,43	0,04	-0,46
	399,6 - 465,2	7,4	7,8	0,07	-0,01	0,07
	465,2 - 530,9	5,8	13,3	0,85	-0,08	0,94
	530,9 - 596,6	5,2	8,3	0,49	-0,03	0,53
	596,6 - 662,3	5,0	8,3	0,53	-0,04	0,56
	662,3 - 727,9	4,1	11,3	1,06	-0,08	1,14
	727,9 - 793,6	2,9	14,3	1,70	-0,13	1,83
	793,6 - 859,3	2,7	8,7	1,23	-0,06	1,29
	859,3 - 924,9	1,9	1,5	-0,28	0,00	-0,28
	924,9 - 990,6	0,7	0,9	0,23	0,00	0,23
	0 - 8,4	16,8	0,1	-5,01	0,19	-5,20
	8,4 - 16,9	10,7	1,0	-2,36	0,11	-2,47
16,9 - 25,3	16,7	5,5	-1,13	0,13	-1,26	
25,3 - 33,8	24,8	29,3	0,17	-0,06	0,24	
33,8 - 42,2	18,4	38,2	0,76	-0,28	1,04	
42,2 - 50,7	8,1	19,7	0,92	-0,14	1,06	
50,7 - 59,1	3,1	5,3	0,56	-0,02	0,59	
59,1 - 67,6	1,2	0,8	-0,46	0,00	-0,47	
67,6 - 76,1	0,3	0,1	-1,27	0,00	-1,27	
76,1 - 84,5	0,1	0,0	-2,86	0,00	-2,86	
Plano (-1)	0,0	0,0	-2,22	0,00	-2,22	
Norte (0-22.5)	4,5	5,3	0,17	-0,01	0,18	
Nordeste (22.5-67.5)	3,9	5,2	0,30	-0,01	0,31	
Leste (67.5-112.5)	1,6	1,4	-0,13	0,00	-0,14	
Sudeste (112.5-157.5)	5,3	1,9	-1,05	0,04	-1,08	
Sul (157.5-202.5)	13,6	8,6	-0,47	0,06	-0,53	
Sudoeste (202.5-247.5)	20,3	16,3	-0,23	0,05	-0,28	
Oeste (247.5-292.5)	21,8	19,0	-0,14	0,04	-0,18	
Noroeste (292.5-337.5)	22,1	31,5	0,37	-0,13	0,50	
Norte (337.5-360)	6,9	10,8	0,47	-0,04	0,51	
Côncavo Convergente (V-V)	31,8	41,1	0,26	-0,15	0,41	
Planar Convergente (GE-V)	0,8	0,2	-1,62	0,01	-1,63	
Convexo Convergente (X-V)	13,5	15,9	0,17	-0,03	0,20	
Côncavo Retilíneo (V-GR)	1,2	0,1	-2,24	0,01	-2,25	
Planar Retilíneo (GE-GR)	1,0	0,0	-5,77	0,01	-5,78	
Convexo Retilíneo (X-GR)	0,8	0,1	-1,75	0,01	-1,75	
Côncavo Divergente (V-X)	14,8	12,7	-0,15	0,02	-0,18	
Planar Divergente (GE-X)	1,1	0,1	-2,03	0,01	-2,04	
Convexo Divergente (X-X)	35,0	29,7	-0,17	0,08	-0,25	
0,60 - 1,04	4,9	0,6	-2,17	0,05	-2,21	
1,04 - 1,49	16,2	10,6	-0,43	0,07	-0,50	
1,49 - 1,93	33,0	31,6	-0,04	0,02	-0,06	
1,93 - 2,38	29,9	35,1	0,16	-0,08	0,24	
2,38 - 2,82	11,4	15,8	0,34	-0,05	0,39	
2,82 - 3,27	2,4	4,4	0,66	-0,02	0,68	
3,27 - 3,71	0,5	0,6	0,24	0,00	0,24	
3,71 - 4,16	0,6	0,5	-0,22	0,00	-0,22	
4,16 - 4,60	0,4	0,4	0,06	0,00	0,06	
4,60 - 5,05	0,3	0,2	-0,17	0,00	-0,17	
5,05 - 5,49	0,1	0,1	-0,27	0,00	-0,27	
Fator Predisponente	Classes	% Classe (bacia)	% Escorregamentos (cicatrizes)	W+	W-	Ct
ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE UMIDADE (ITU)	(-)1,8 - (-)0,6	0,0	0,0	0,18	0,00	0,18
	(-)0,6 - 0,5	0,1	0,0	-0,44	0,00	-0,44
	0,5 - 1,7	1,2	1,1	-0,04	0,00	-0,04
	1,7 - 2,8	12,8	15,3	0,18	-0,03	0,21
	2,8 - 4,0	32,3	36,7	0,13	-0,07	0,20
	4,0 - 5,2	28,6	31,3	0,09	-0,04	0,14
	5,2 - 6,4	13,3	11,7	-0,13	0,02	-0,15
	6,4 - 7,6	6,5	2,2	-1,12	0,05	-1,17
	7,6 - 8,7	2,8	0,8	-1,33	0,02	-1,35
	8,7 - 9,9	1,1	0,6	-0,65	0,01	-0,65
	9,9 - 11,1	0,5	0,2	-0,77	0,00	-0,77
11,1 - 12,3	0,3	0,1	-1,16	0,00	-1,16	
GEOLOGIA	Gnaisses Facoidais (pCIfg)	45,5	30,2	-0,16	0,11	-0,27
	Int. Graníticas (pCgr)	27,9	50,3	0,57	-0,34	0,90
	Granodioritos (pCgd)	10,9	7,6	-0,81	0,07	-0,88
	Migmatitos (pCcl)	7,0	11,8	0,13	-0,01	0,14
	Dep. Quaternário (Q)	8,8	0,0	-7,89	0,09	-7,98
	Aflor. roch. e depósitos sed.	2,3	2,7	0,17	0,00	0,17
USO E COBERTURA	áreas agrícolas	0,3	0,0	-4,48	0,00	-4,48
	áreas de lazer	1,0	0,0	-5,73	0,01	-5,74
	áreas não edificadas	0,4	0,0	-4,77	0,00	-4,78
	áreas residenciais	13,5	0,2	-4,51	0,15	-4,66
	Cobertura arbórea e arbustiva	49,4	43,3	-0,14	0,12	-0,25
	Cobertura gramíneo lenhosa	12,9	18,0	0,35	-0,06	0,41
	Corpos hídricos	0,1	0,0	-3,81	0,00	-3,81
	Favela	0,9	0,0	-5,61	0,01	-5,61
Floresta preservada	19,2	35,9	0,65	-0,24	0,88	

e entre os mapas de área de contribuição e o ITU. Os valores elevados dos coeficientes C e C^* mostram que classes de um mapa temático causativo influenciam na ocorrência das classes do um segundo mapa temático causativo e, portanto, não podem ser consideradas conjuntamente na formulação do mapa final de susceptibilidade a escorregamentos, ao prejuízo de sobrevalorização dos resultados finais.

Combinações dos Mapas de Temáticos Causativos e Seleção do Melhor Modelo

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 3, organizada a partir das informações obtidas pela Tabela 2, apresenta as cinco combinações possíveis.

Os cinco modelos de susceptibilidade tiveram sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da AAC (Figura 3). Apesar dos resultados não diferirem muito uns dos outros, o Modelo 4 apresentou o valor mais elevado de AAC (0,777).

Classificação e Representação do Mapa Final

Na área de estudo, os valores mais elevados de C_i foram observados nas classes dos mapas de

elevação ($C_i = 1,83$), ângulo de encosta ($C_i = 1,06$), geologia ($C_i = 0,90$), e uso e cobertura ($C_i = 0,88$). Contudo, estes mapas não foram combinados no modelo final de susceptibilidade por serem condicionalmente dependentes entre si (Tabelas 2 e 3).

O mapa de susceptibilidade final (Figura 5) foi, desta forma, construído a partir do modelo 4 que integra os mapas de curvatura, orientação das encostas, área de contribuição e ângulo de encostas (Tabela 3). O mapa final foi classificado em cinco classes pelo método gráfico de hierarquização dos graus de susceptibilidade (Figura 4). A classe “Muito Alto” faz uso de 17% da área de estudo para explicar 50% dos escorregamentos que apresentam os valores mais elevados de C_i . A classe “Alto” faz uso de 13% da área de estudo para explicar 20% dos escorregamentos com valores positivos C_i . A classe “Médio” ocorre em 15% da área de estudo e explica 15% dos escorregamentos com C_i positivos, tendendo a zero. A classe “Baixo” faz uso de 15% da área de estudo e explica 10% dos escorregamentos com valores negativos de C_i . Por fim, a classe “Muito Baixo” faz uso 40% da área de estudo e explica somente 5% dos escorregamentos com os menores valores de C_i .

Tabela 2 - Teste de independência condicional através dos coeficientes de contingência de Pearson C e Modificado C^* .

		Coeficiente de Contingência de Pearson - C						
	Ângulo E.	Aspecto	Elev.	ITS	Curv.	Acc	Geol.	Uso
Ângulo E.		0,14	0,67	0,62	0,39	0,27	0,59	0,67
Aspecto	0,15		0,27	0,16	0,16	0,36	0,22	0,35
Elev.	0,71	0,29		0,50	0,37	0,21	0,76	0,76
ITS	0,66	0,16	0,52		0,48	0,78	0,49	0,50
Curv.	0,41	0,17	0,40	0,51		0,35	0,45	0,40
Acc	0,29	0,38	0,22	0,81	0,38		0,12	0,21
Geol.	0,66	0,25	0,85	0,55	0,50	0,13		0,68
Uso	0,71	0,37	0,80	0,53	0,42	0,22	0,76	
		Coeficiente de Contingência Modificado - C*						

Abreviações: ângulo das encostas (Ângulo E.); orientação das encostas (Aspecto); elevação (Elev.); índice topográfico de umidade (ITU); forma das encostas (Curv.); geologia (Geol); uso e cobertura (Uso & C.).

Tabela 3 - Combinações dos fatores predisponentes baseadas nos coeficientes de contingência de Person C e Modificado C^* .

Modelos	Combinação de Evidências				AAC
1	Curv.	Aspecto	Acc	Geol.	0,754
2	Curv.	Aspecto	Acc	Uso	0,711
3	Curv.	Aspecto	Acc	Elev.	0,746
4	Curv.	Aspecto	Acc	Ângulo E.	0,777
5	Curv.	Aspecto	ITS	Geol.	0,748

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

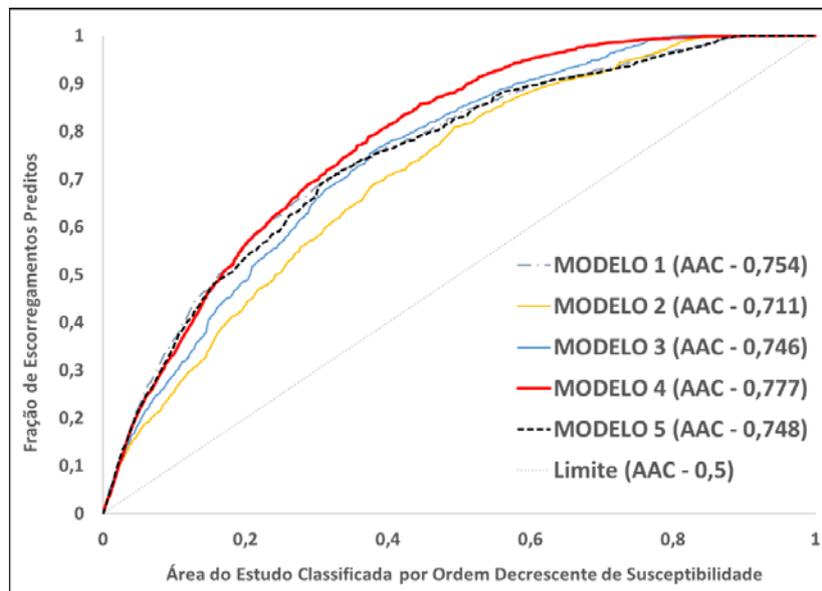


Figura 3 - Teste área abaixo da curva (AAC). Avaliação da acurácia dos cinco modelos de susceptibilidade a escorregamentos utilizando as cicatrizes de validação (30%).

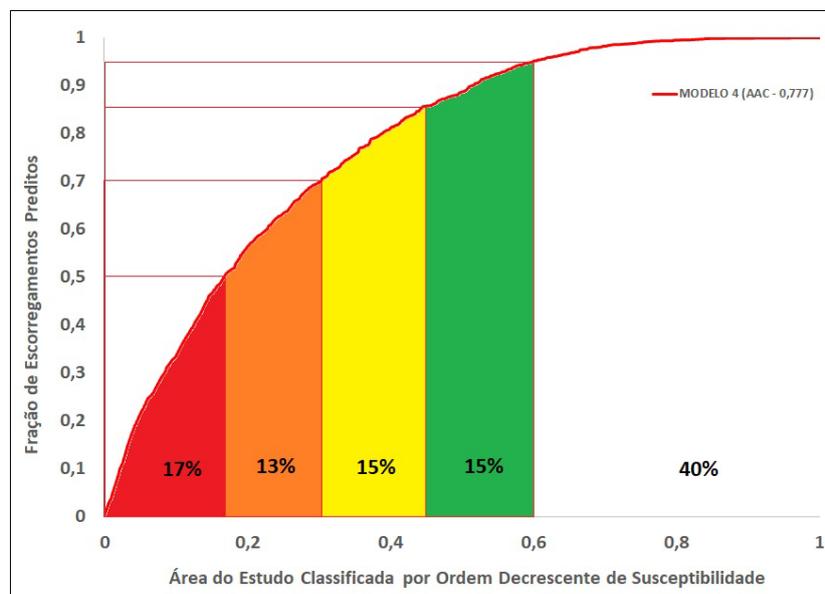


Figura 4 - Classificação dos graus de susceptibilidade. Classes: vermelho (muito alto), laranja (alto), amarelo (médio), verde (baixo) e branco (muito baixo).

A classe “Baixo” faz uso de 15% da área de estudo e explica 10% dos escorregamentos com valores negativos de C_t . Por fim, a classe “Muito

Baixo” faz uso de 40% da área de estudo e explica somente 5% dos escorregamentos com os menores valores de C_t

DISCUSSÃO

Análise dos Fatores Predisponentes

O método de Pesos de Evidência conduz à uma melhor compreensão dos papéis individuais dos fatores predisponentes na deflagração dos escorregamentos à medida que estabelece uma relação estatística entre estes fatores e as evidências analisadas (escorregamentos).

De forma geral, os fatores predisponentes mais importantes no controle dos escorregamentos na área de estudo são as elevações, principalmente entre as cotas 662m e 859m ($C_t =$

1,14 – 1,83) e o ângulo das encostas, principalmente entre 34° e 51° ($C_t = 1,04 – 1,06$). Estas classes ocorrem majoritariamente nas áreas de intrusão granítica ($C_t = 0,90$) e de migmatitos ($C_t = 0,14$), no terço médio e sobretudo no terço superior das bacias. As intrusões graníticas sustentam um ângulo médio de encosta de 37° ($C_t = 1,04$), à medida que o ângulo médio das encostas do restante das bacias é de 26° ($C_t = 0,24$). Afloramentos rochosos ($C_t = 0,17$) também ocorrem, majoritariamente, nas áreas

intrusão granítica.

Demais trabalhos realizados no Brasil, utilizando o método de Pesos de Evidência para previsão de escorregamentos translacionais, apontam que os fatores predisponentes “ângulo das encostas” e “geologia” estão entre os mais importantes no controle estatístico dos escorregamentos analisados (Araújo, 2004; Pozzobon, 2013; Barella, 2015; Correia, 2015).

Cabe destacar ainda que os mapas temáticos causativos de elevação, ângulo de encostas e geologia são condicionalmente dependentes (Tabela 2), indicando, em última análise, forte controle geológico sobre o gradiente e a elevação. Coelho Netto (1985) e Coelho Netto (2005) destacam que estas escarpas rochosas, nas cabeceiras de drenagem do maciço da Tijuca, funcionam como zonas de recarga de água em profundidade. Segundo a autora, as encostas nos sopés das escarpas recebem uma recarga de água subsuperficial maior do que as encostas fora de sua influência, potencializando a ocorrência de escorregamentos.

Em um mapeamento geológico de detalhe (1:10.000), na sub-bacia do rio Quitite, foram identificadas sete litologias, com o predomínio (~50%) do gnaiss Archer (gnaiss semi-facoidal com bandamento notável) (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996; Moreira, 1999). No mapeamento utilizado nesse trabalho (1:400.000), esta litologia corresponde ao gnaiss facoidal (Reis & Mansur, 1995). Apesar de não apresentar forte relação estatística com a ocorrência de escorregamentos na área de estudo, resultados apresentados por Fernandes et al. (2004) e Vieira & Fernandes (2004) chamam a atenção para as mudanças acentuadas na condutividade hidráulica do perfil de alteração do gnaiss Archer. Estas mudanças de condutividade representam descontinuidades hidráulicas que podem estar relacionadas ao aumento da poro-pressão positiva durante chuvas intensas e à deflagração escorregamentos, principalmente nas cabeceiras de drenagem.

No maciço da Tijuca, a orientação das escarpas rochosas e canais de drenagem são fortemente controlados por fraturas tectônicas, que influenciam a dinâmica hidrológica e erosiva nas encostas (Coelho Netto, 2005). Na área de estudo, 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. Constata-se, desta forma,

relevante controle geológico estrutural sobre a ocorrência de escorregamentos analisados. Adicionalmente, Fernandes et al. (2004) sugerem forte relação entre os planos de foliação do gnaiss Archer com as orientações das encostas mais frequentes, a saber as faces SW, W e NW, que ocorrem em 64% da área da bacia.

Valores positivos de C_t foram observados em formas côncavas (em planta), a saber as formas côncava convergente ($C_t = 0,41$) e convexa convergente ($C_t = 0,20$), como também observado por Pozzobon (2013) e Barella (2015). O papel desempenhado pelas formas côncavas (em planta) e seus efeitos na hidrologia superficial e subsuperficial de encosta, assim como na deflagração dos escorregamentos, foram amplamente discutidos por Fernandes et al. (1994), Fernandes et al. (2001) e Fernandes et al. (2004). As formas côncavas (em planta) são zonas de convergência de fluxos superficiais e subsuperficiais, normalmente preenchidas por depósitos de colúvios, podendo localmente estar associadas a descontinuidades hidrológicas e/ou mecânicas (Fernandes et al., 1994). Em períodos chuvosos, a convergência de fluxos pode resultar no aumento da poro-pressão positiva nestes colúvios e consequente diminiuição do fator de segurança, podendo gerar escorregamentos.

Araújo et al. (2019) modelaram uma superfície pré-ruptura que caracteriza as condições topográficas antecedentes aos escorregamentos cartografados nas bacias dos rios Quitite e Papagaio. Os autores constataram que algumas concavidades podem ter sido preenchidas por espessos pacotes de colúvio e tálus, superiores a 20m de espessura, posteriormente removidas pelos escorregamentos.

Desta forma, os escorregamentos deflagrados no ano de 1996 produziram um volume de material de aproximadamente 1.078.125 m³ (Araújo, et al., 2019), parcialmente mobilizados por duas corridas de detritos com alto poder destrutivo (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996; Gomes et al., 2013; Leandro, 2014).

Os fatores predisponentes hidrológicos “área de contribuição” e “ITU” apresentam contraste positivo entre Log_{10} 1,9m² e Log_{10} 3,7m² ($C_t = 0,24 - 0,68$) e entre 1,7 e 5,2 ($C_t = 0,14 - 0,21$), respectivamente. Estes mapas são condicionalmente dependentes (Tabela 2) e descrevem a tendência de acúmulo da água em cada célula da bacia, expresso em termos de a . Entretanto, o ITU descreve também a tendência de mobilização da água pelas forças gravitacionais,

expresso pela $\tan\beta$, como uma aproximação do gradiente hidráulico (Quinn et al., 1991; 1995). Fernandes et al. (2001) destacam que os resultados deste tipo de modelagem atestam a importância da dinâmica hidrológica nas encostas com ênfase nas encostas côncavas (em planta) e na geração de poro pressões positivas capazes de gerar escorregamentos.

Na área de estudo, as florestas preservadas ($C_t = 0,88$) ocorrem nas cabeceiras de drenagem, em áreas de difícil acesso e são, por esta razão, mais preservadas que o entorno.

De acordo com trabalho realizado por Oliveira et al. (1996), os escorregamentos de 1996 removeram quase 200.000 indivíduos arbóreos no maciço da Tijuca, deixando grandes feições erosivas nas áreas de florestas conservadas ou degradadas.

Estas clareiras/cicatrices, ao proporcionar degradação florestal, alteram as condições hidrológicas do solo e podem levar ao aumento da erosão e/ou à ocorrência de novos escorregamentos. A classe de cobertura gramínea lenhosa também possui contraste positivo ($C_t = 0,41$).

Segundo Coelho Netto (2005), apesar de esta vegetação apresentar zona radicular de alta densidade, suas raízes são pouco profundas (20 – 40 cm).

De acordo com a autora, ao favorecer a infiltração no topo dos solos, esta vegetação produz uma descontinuidade hidráulica logo abaixo da zona de enraizamento, levando à saturação dos solos e aumento da poro-pressão, principalmente durante as chuvas mais intensas, potencializando a ocorrência de escorregamentos.

Cabe destacar a grande concordância entre a classe de floresta preservada e as áreas de migmatitos e intrusões graníticos. Esta concordância é suportada pelo teste de dependência condicional entre os mapas de uso e cobertura e geologia (Tabela 2). Desta forma, não é possível afirmar se as florestas preservadas favorecem a ocorrência dos escorregamentos ou se os escorregamentos ocorrem nas áreas de floresta preservada, uma vez que estas florestas estão localizadas nas classes geológicas de contraste positivo. Entretanto, a cobertura gramínea lenhosa não ocorre majoritariamente associada às principais classes geradoras de escorregamentos dos demais mapas temáticos causativos e, apesar de apresentar valor de contraste positivo relativamente baixo, pode ser um bom indicativo

dos escorregamentos na área de estudo.

Por fim, as áreas menos relacionadas à ocorrência de escorregamentos se encontram, majoritariamente, no terço inferior das bacias piloto, próximas ao exutório. Esta região é relativamente plana e coberta de depósitos quaternários que correspondem a uma transição entre as rampas de colúvio e talus (com maior gradiente) para as rampas e baixadas alúvio-coluviônicas e terraços fluviais (Dantas & Mello, 2019). É também a área mais ocupada/antropizada e portanto, mais prejudicada pelas corridas de detrito de 1996 (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996). Neste ano, os escorregamentos deflagrados nas cabeceiras de drenagem alimentaram as corridas de detrito dos rios Quitite (5,3m/s) e Papagaio (2,8 m/s), percorrendo longas distâncias (> 5km), destruindo mais de 100 casas e levando uma pessoa a óbito (FUNDAÇÃO GEORIO, 1996). Segundo o relatório, depósitos sondados no exutório das bacias, com até 12m de espessura, indicam que o processo é recorrente na área de estudo.

Mapa de Susceptibilidade a Escorregamentos

O método de Pesos de Evidência se destaca por sua versatilidade, ao permitir que o pesquisador defina os fatores predisponentes (em diferentes escalas espaciais) adequados às diferentes áreas de estudo, para prever tipologias variadas de movimentos de massa deflagrados por diferentes mecanismos (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 & Tsangaratos, 2016; Teerarungsigul et al., 2016; Poonam et al., 2017). Possibilita, finalmente, a integração dos múltiplos mapas temáticos causativos ponderadas em função da força de sua associação espacial com os escorregamentos conhecidos.

Entretanto, uma vez que as calibrações geram resultados de acordo com as particularidades da área de estudo e dos dados de entrada, as comparações entre os diferentes trabalhos podem ser facilmente questionadas.

O padrão de distribuição espacial das classes do mapa final de susceptibilidade (Figura 5) não acompanha o padrão de nenhum dos mapas temáticos causativos utilizados no modelo 4. O mapa final de susceptibilidade é produto das influências combinadas de cada um dos 4 fatores predisponentes. O modelo 4 evidencia, desta forma, os controles topográficos e hidrológicos

do terreno na deflagração dos escorregamentos, assim como os controles litológicos e estruturais da geologia, indiretamente observados, em

especial (porém não exclusivamente), através dos mapas de ângulo de encosta e de orientação das encostas.

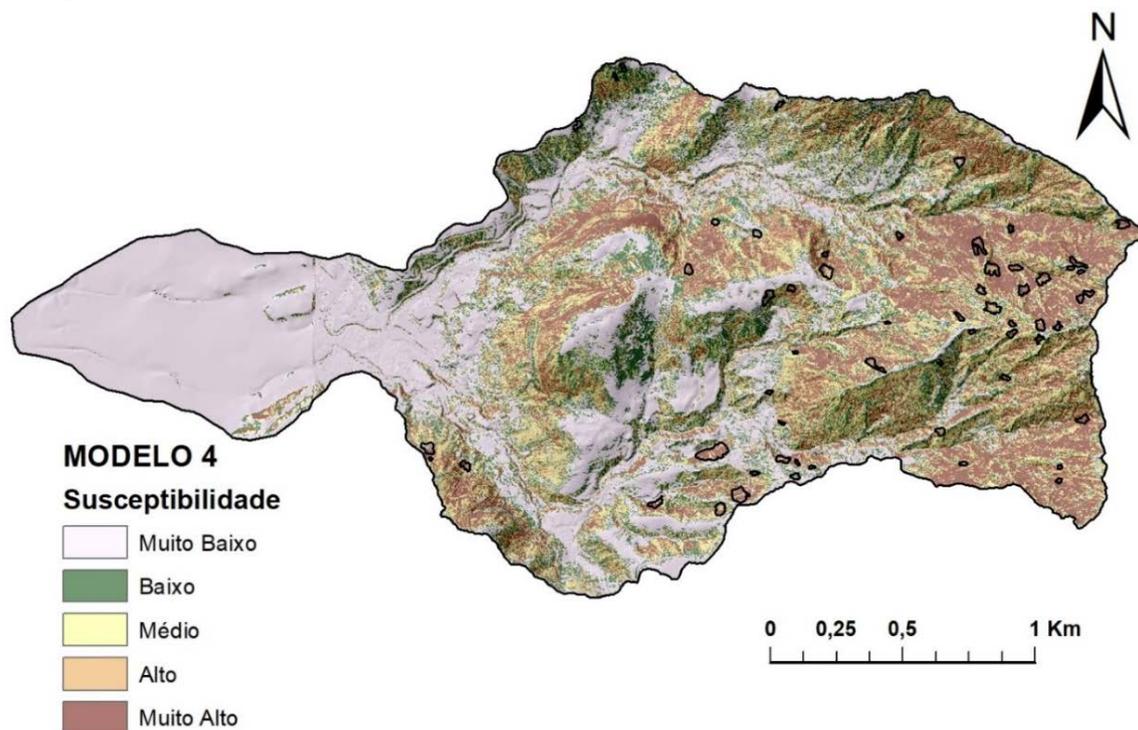


Figura 5 - Mapa final de susceptibilidade a escorregamentos translacionais (modelo 4) com 5 classes de susceptibilidade. Os polígonos pretos representam as cicatrizes de validação (30% das cicatrizes mapeadas).

CONCLUSÕES

Este trabalho avaliou o controle individual de oito fatores predisponentes sobre os escorregamentos mapeados nas bacias do Quitite e Papagaio (RJ). A ponderação dos mapas através do método de Pesos de Evidência levou à identificação das áreas mais susceptíveis a escorregamentos translacionais na área de estudo.

A maior parte dos escorregamentos mapeados ocorreram nas cabeceiras de drenagem, região montanhosa e de floresta preservada, sustentada principalmente por intrusões graníticas e migmatitos. Os resultados demonstram forte controle das elevações (principalmente entre 662m e 859m) e dos ângulos das encostas (principalmente entre 34° e 51°) na deflagração dos escorregamentos. Cabe destacar, ainda, o controle topográfico e hidrológico das encostas côncavas (em planta), das classes dos mapas de área de contribuição, entre Log_{10} 1,9m² e Log_{10} 3,7m², e ITU entre 1,7 e 5,2.

Além disso, é notável o controle direto e indireto da geologia sobre os escorregamentos, principalmente nas áreas de intrusões graníticas. Esta classe geológica possui alto valor de contraste e sustenta um ângulo médio de encosta de 37°, também com alto potencial de gerar

escorregamentos, majoritariamente nas cabeceiras de drenagem. Ainda, 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.

Cinco modelos foram produzidos pela combinação dos fatores predisponentes ponderados e condicionalmente independentes. O modelo final de susceptibilidade teve sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da AAC (0,777). As variáveis explicativas utilizadas para computar o modelo final foram: ângulo de encosta, área de contribuição, curvatura e orientação das encostas. O mapa final foi dividido em 5 classes de susceptibilidade, nomeadamente muito baixa (40%), baixa (15%), média (15%), alta (13%) e muito alta (17%).

O método estatístico bivariado dos Pesos de Evidência demonstrou, através dos resultados, eficácia na geração de informações cruciais para o planejamento e gerenciamento das áreas de risco. Estas informações podem auxiliar a implementação de projetos para mitigar, ou mesmo evitar os impactos causados pelos escorregamentos. Se de um lado o método é

robusto e pouco subjetivo, por outro lado é flexível e não demanda dados de campo. Desta forma, se adequa às realidades do Brasil, país com dimensões continentais, grande geodiversidade e que carece de dados geotécnicos de detalhe.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à Fundação Geo-Rio, da prefeitura do município do Rio de Janeiro, por disponibilizar o banco de dados LIDAR para a realização deste trabalho. Agradecemos também à CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento Pessoal de Nível Superior) por possibilitar a execução desse trabalho através de uma bolsa de doutorado. Ainda, agradecemos ao Dr. Heenzi Lee, da “National Center for Airborne Laser Mapping”, ao Dr. Dino G. Bellugi e ao Dr. Willian E. Dietrich, da Universidade da Califórnia, em Berkeley, pela grande colaboração nas etapas de pré-processamento e pós-processamento do banco de dados LIDAR. Por fim, agradecemos também ao Dr. Roberto F. Guimarães, da Universidade de Brasília, por ceder as imagens dos levantamentos de 1996, utilizadas no mapeamento das cicatrizes..

REFERÊNCIAS

- AGTERBERG, F.P. & CHENG, Q. Conditional Independence Test for Weights-of-Evidence Modeling. **Natural Resources Research**, v. 11, n. 4, p. 249-255, 2002.
- AGTERBERG, F.P. & CHENG, Q. Conditional Independence Test for Weights-of-Evidence Modeling. **Natural Resources Research**, v. 11, n. 4, p. 249-255, 2002.
- ALEOTTI, P. & CHOWDHURY, R. Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 58, n. 1, p. 21-44, 1999.
- 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)**. Lisboa. 2013. 95 p. Dissertação (Mestrado). Instituto de Geografia e Ordenamento do Território, Universidade de Lisboa.
- ARAÚJO, P.C. **Análise da susceptibilidade a escorregamentos: uma abordagem probabilística**. Rio Claro. 2004. 172 p. Tese (Doutorado), Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, Rio Claro.
- ARAÚJO, J.P.C. **Reconstrução Topográfica e Previsão de Escorregamentos Translacionais Utilizando Modelos Estatísticos e Determinísticos de Susceptibilidade**. Rio de Janeiro. 2018. Tese (Doutorado). Departamento de Geografia (PPGG/UFRJ), Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- ARAÚJO, J.P.C.; GUIMARÃES, R.F.; FERNANDES, N.F. Reconstrução topográfica digital de áreas afetadas por movimentos de massa e cálculo do volume de material mobilizado. In: PINHEIRO, L.D.S. & GORAYEB, A. (Ed.). **XVIII SBFA: Geografia Física e as mudanças globais**. Fortaleza, CE: UFC, 2019. Geotecnologias e Modelagem aplicada aos Estudos Ambientais, p. 1-5.
- ARAÚJO, J.P.C.; BELLUGI, D.; DIETRICH, W.E.; FERNANDES, N.F. Implementation of reconstructed topography in landslide susceptibility mapping. **AGU Fall Meeting**, 2018, Washington, D.C.
- ARAÚJO, J.P.C.; FERNANDES, N.F.; BELLUGI, D.; DIETRICH, W. Applying a deterministic model to estimate the soil thickness in a tropical mountain region. **Brazilian Critical Zone Symposium**, 2019, Piracicaba, SP.
- 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.
- BARBOSA, L.S. **Avaliação de Modelos Digitais do Terreno por escaneamento a laser (LIDAR) no Maciço da Tijuca, RJ**. Rio de Janeiro. 2015. 107 p. Dissertação (Mestrado), Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- BARELLA, C.F. **Abordagens Estatísticas Aplicadas ao Mapeamento de Susceptibilidade a Movimentos de Massa**. 2015. 247p. Ouro Preto. Tese (Doutorado). Universidade Federal de Ouro Preto.
- BEGUERÍA, S. Validation and Evaluation of Predictive Models in Hazard Assessment and Risk Management. **Natural Hazards**, v. 37, n. 3, p. 315-329, 2006.
- BEVEN, K.J. & KIRKBY, M.J. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. **Bulletin of Hydrological Sciences**, v. 24, n. 1, p. 43-69, 1979.
- BI, J. & BENNETT, K.P. **Regression Error Characteristic Curves**. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING. Washington DC, 2003.
- 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.
- BONHAM-CARTER, G.F. **Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling With GIS**. Canadá, Pergamon Press, 398, 1994.
- 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. Geol. Survey Canada**, p. 171-183, 1989.
- BRABB, E.E. Proposal for worldwide landslide hazard maps. In: 7th INTERNATIONAL CONFERENCE AND FIELD WORKSHOP ON LANDSLIDE IN CZECH AND SLOVAK REPUBLICS, Brusden, 1993. **Proceedings...**Brusden, 1993, p.15-27.
- CARRANZA, E.J.M. & HALE, M. Geologically Constrained Probabilistic Mapping of Gold Potential, Baguio District, Philippines. **Natural Resources Research**, v. 9, n. 3, p. 237-253, 2000.
- CHEN, X.; CHEN, H.; YOU, Y.; CHEN, X.; LIU, J. 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.
- 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.
- CHUNG, C.J.F. & FABBRI, A.G. Validation of Spatial Prediction Models for Landslide Hazard Mapping. **Natural Hazards**, v. 30, n. 3, p. 451-472, 2003.
- CLERICI, A.; PEREGO, S.; TELLINI, C.; VESCOVI, P. 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.
- COELHO NETTO, A.L. **Surface hydrology and soil erosion in a Tropical mountainous rainforest drainage basin, Rio de Janeiro**. 1985. Tese (Doutorado). Katholieke Universiteit

- Leuven, Belgium.
- 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, Universidade de São Paulo**, v. 16, p. 46-60, 2005.
- COELHO NETTO, A.L.; AVELAR, A.S.; FERNANDES, M.C.; LACERDA, W.A. 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, 6/15/2007.
- COLLISON, A.J.C. & ANDERSON, M.G. Using a combined slope hydrology/ stability model to identify suitable conditions for landslide prevention by vegetation in the humid tropics. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 21, n. 8, p. 737-747, 1996.
- COLLISON, A.J.C.; ANDERSON, M.G.; LLOYD, D.M. The impact of vegetation on slope stability in a humid tropical environment - a modelling approach. **Institution of Civil Engineers. Water, Maritime and Energy**, v. 112, p. 168-175, 1995.
- CONRAD, O.; BECHTEL, B.; BOCK, M.; DIETRICH, H.; FISCHER, E.; GERLITZ, L.; WEHBERG, J.; WICHMANN, V.; BÖHNER, J. System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1.4. **Geosci. Model Dev.**, v. 8, n. 7, p. 1991-2007, 2015.
- COROMINAS, J.; VAN WESTEN, C.; FRATTINI, P.; CASCINI, L.; MALET, J.-P.; FOTOPOULOU, S.; CATANI, F.; VAN DEN EECKHAUT, M.; MAVROULI, O.; AGLIARDI, F.; PITILAKIS, K.; WINTER, M. G.; PASTOR, M.; FERLISI, S.; TOFANI, V.; HERVÁS, J.; SMITH, J. T. Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. **Bulletin of Engineering Geology and the Environment**, v. 73, n. 2, p. 209-263, 2014.
- CORREIA, M.R.D. **Avaliação de diferentes técnicas de modelagem e de dados espaciais aplicados à análise de risco a deslizamentos no baixo vale da bacia do rio Itajaí-Açu, SC.** Florianópolis. 2015. 425 p. Tese (Doutorado). Departamento de Geografia, Universidade Federal de Santa Catarina.
- CROZIER, M.J. Deciphering the effect of climate change on landslide activity: A review. **Geomorphology**, v. 124, n. 3, p. 260-267, 2010.
- DAHAL, R.K.; HASEGAWA, S.; NONOMURA, A.; YAMANAKA, M.; DHAKAL, S.; PAUDYAL, P. 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.
- DANESHFAR, B. & BENN, K. Spatial relationships between natural seismicity and faults, southeastern Ontario and north-central New York state. **Tectonophysics**, v. 353, n. 1, p. 31-44, 2002.
- 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.
- DIKAU, R. Entwurf einer geomorphographisch-analytischen Systematik von Reliefseinheiten. **Heidelberger Geographische Bausteine**, v. 5, 1988.
- FERNANDES, N.F.; COELHO NETTO, A.L.; LACERDA, W.A. Subsurface hydrology of layered colluvium mantles in unchannelled valleys - south-eastern Brazil. **Earth Surface Processes & Landforms**, v. 19, n. 7, p. 609-626, 1994.
- FERNANDES, N.F.; GUIMARÃES, R.F.; GOMES, R.A.T.; VIEIRA, B.C.; MONTGOMERY, D.R.; GREENBERG, H. 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.
- FERNANDES, N.F.; GUIMARAES, R.F.; GOMES, R.A.T.; VIEIRA, B.C.; MONTGOMERY, D.R.; GREENBERG, H. Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: field evidence and modeling. **Catena**, v. 55, n. 2, p. 163-181, 2004.
- FUNDAÇÃO GEORIO. **Estudos geológico-geotécnicos a montante dos condomínios capim melado e vilarejo, Jacarepaguá.** Rio de Janeiro. Fundação Instituto de Geotécnica GEO-RIO: 71, p. 1996.
- GARIANO, S.L. & GUZZETTI, F. Landslides in a changing climate. **Earth-Science Reviews**, v. 162, p. 227-252, 2016.
- GHOSH, S.; CARRANZA, E.J.M.; VAN WESTEN, C.J.; JETTEN, V.G.; BHATTACHARYA, D.N. 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.
- GOMES, G.J.C.; ARAÚJO, J.P.C.; VARGAS JR, E.A.; FERNANDES, N.F. **In-situ regolith depth measurements by DPL tests.** In: XVIII BRAZILIAN CONFERENCE ON SOIL MECHANICS AND GEOTECHNICAL ENGINEERING. Belo Horizonte. 2016. **Atas...**Belo Horizonte: COBRAMSEG, 2016a.
- 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 **Resources Research**, v. 52, n. 4, p. 3085-3112, 2016b.
- GOMES, G.J.C.; VRUGT, J.A.; VARGAS, E.A.; CAMARGO, J.T.; VELLOSO, R.Q. 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.
- GOMES, R.A.T.; GUIMARÃES, R.F.; JÚNIOR, O.A.C.; FERNANDES, N.F.; JÚNIOR, E.A.V.; MARTINS, E.S. 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.
- GOMES, R.A.T.; GUIMARÃES, R.F.; JÚNIOR, O.A.C.; FERNANDES, N.F.; JÚNIOR, E.A.V. Combining Spatial Models for Shallow Landslides and Debris-Flows Prediction. **Remote Sensing**, v. 5, p. 2219-2237, 2013.
- GORSEVSKI, P.V.; GESSLER, P.; FOLTZ, R.B. Spatial Prediction Of Landslide Hazard Using Logistic Regression and GIS. In: 4th INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTEGRATING GIS AND ENVIRONMENTAL MODELING (GIS/EM4): PROBLEMS, PROSPECT AND RESEARCH NEEDS. **Proceedings...**Albera, 2000.
- GRAY, D.H. & SOTIR, R.B. **Biotechnical and soil bioengineering slope stabilization: a practical guide for erosion control.** New York: John Wiley & Sons, 1996. 378.
- GREENWAY, D.R. Vegetation and slope stability. In: ANDERSON, M.G. & RICHARDS, K.S. (Ed.). **Slope stability; geotechnical engineering and geomorphology.** Chichester, United Kingdom: John Wiley & Sons, 1987, p.187-230.
- GUIMARÃES, R.F. **Utilização de um Modelo de Previsão de Áreas Susceptíveis a Escorregamentos Rasos com Controle Topográfico: Adequação e Calibração em Duas Bacias de Drenagem.** Rio de Janeiro. 2000. 156 p. Tese (Doutorado). Departamento de Geologia, Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- GUIMARÃES, R.F.; MONTGOMERY, D.R.; GREENBERG, H.M.; FERNANDES, N.F.; COMES, R.A.T.; JÚNIOR, O.A.C. 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.
- GUZZETTI, F.; CARRARA, A.; CARDINALI, M.; REICHENBACH, P. 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.
- 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.
- IPP. **Mapa de cobertura vegetal e de uso da terra do município do Rio de Janeiro do ano de 2015.** JANEIRO, Instituto Municipal de Urbanismo Pereira Passos: prefeitura do Rio de Janeiro, 2015.
- 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.
- KIRSCHBAUM, D.; STANLEY, T.; ZHOU, Y. Spatial and temporal analysis of a global landslide catalog. **Geomorphology**, v. 249, p. 4-15, 2015.
- LEANDRO, C. **Uso do Programa RAMMS na Modelagem de Corridas de Detritos e Previsão de Áreas Atingidas - Estudo de caso de Quitite-Papagaio**. Porto Alegre. 2014. 188 p. Dissertação (Mestrado), Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- LEE, S.; CHOI, J.; MIN, K. Landslide susceptibility analysis and verification using the Bayesian probability model. **Environmental Geology**, v. 43, n. 1, p. 120-131, 2002.
- MASETTI, M.; POLI, S.; STERLACCHINI, S. The Use of the Weights-of-Evidence Modeling Technique to Estimate the Vulnerability of Groundwater to Nitrate Contamination. **Natural Resources Research**, v. 16, n. 2, p. 109-119, 2007.
- MONTGOMERY, D.R. & DIETRICH, W.E. A physically based model for the topographic control on shallow landsliding. **Water Resources Research**, v. 30, n. 4, p. 1153-1171, 1994.
- MONTGOMERY, D.R.; SULLIVAN, K.; GREENBERG, M.H. Regional test of a model for shallow landsliding. **Hydrological Processes**, v. 12, p. 943-955, 1998.
- MOREIRA, I.C. **Avaliação das áreas de risco ambientais urbanos do vale do Quitite - Jacarepaguá- RJ**. Rio de Janeiro. 1999. 49 p. Monografia (Bacharel). Departamento de Geociências.
- 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.
- OHLMACHER, G.C. Plan curvature and landslide probability in regions dominated by earth flows and earth slides. **Engineering Geology**, v. 91, n. 2, p. 117-134, 2007.
- OLIVEIRA, R.R.; AVELAR, A.S.; OLIVEIRA, C.A.; ROCHA LEÃO, O.M.; FREITAS, M.M.; NETTO, A.L.C. Degradação florestal e deslizamentos ocorridos em Fevereiro 1996 no maciço da Tijuca, RJ. In: CONGRESSO NACIONAL DE BOTÂNICA, XLVII. **Anais...** Nova Friburgo, 1996.
- ONU. **The human cost of weather related disasters: 1995-2015**. CRED: Brussels: United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNISDR); Centre for Research on the Epidemiology of Disasters (CRED): 30 p. 2015.
- PIACENTINI, D.; TROIANI, F.; SOLDATI, M.; NOTARNICOLA, C.; SAVELLI, D.; SCHNEIDERBAUER, S.; STRADA, C. Statistical analysis for assessing shallow-landslide susceptibility in South Tyrol (south-eastern Alps, Italy). **Geomorphology**, v. 151, n. Supplement C, p. 196-206, 2012.
- POONAM, R.N.; CHAMPATI RAY, P.K.; BISHT, P.; BAGRI, D.S.; WASSON, R.J.; SUNDRIYAL, Y. 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.
- POZZOBON, M. **Análise da suscetibilidade a deslizamentos no município de Blumenau, SC: uma abordagem probabilística através da aplicação da técnica pesos de evidência**. Curitiba, 2013. 135 p. Tese (Doutorado). Engenharia Florestal, Universidade Federal de Pernambuco.
- 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.
- QUINN, P.; BEVEN, K.; CHEVALIER, P.; PLANCHON, O. The prediction of hillslope paths for distributed hydrological modeling using digital terrain models. **Hydrological Processes**, v. 5, p. 59-79, 1991.
- RAINES, G.L. & BONHAM-CARTER, G. Introduction to Special Issue on Spatial Modeling in GIS. **Natural Resources Research**, v. 16, n. 2, p. 81-84, 2007.
- 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.
- 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.
- SCHMIDT, K.M.; ROERING, J.J.; STOCK, J.D.; DIETRICH, W.E.; MONTGOMERY, D.R.; SCHAUB, T. The variability of root cohesion as an influence on shallow landslide susceptibility in the Oregon Coast Range. **Canadian Geotechnical Journal**, v. 38, n. 5, p. 995-1024, 2001.
- 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.
- TEERARUNGSIGUL, S.; TORIZIN, J.; FUCHS, M.; KÜHN, F.; CHONGLAKMANI, C. 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.
- THIERY, Y.; MALET, J.P.; STERLACCHINI, S.; PUISSANT, A.; MAQUAIRE, O. Landslide susceptibility assessment by bivariante methods at large scales: Application to a complex mountainous environment. **Geomorphology**, v. 92, n. 1, p. 38-59, 2007.
- UNU. **Landslides. Asia has the most, Americas, the deadliest, Europe the costliest, Experts seek ways to mitigate landslide losses, Danger said growing due to climate change, other causes**. United Nations University. 2006.
- VAN WESTEN, C.J. **Application of Geographic Information System to Landslide Hazard Zonation**. Enschede. 1993. 245 p. PhD Thesis (Doctor). ITC Publication, The Netherlands.
- VAN WESTEN, C.J. **Use of weights of evidence modeling for landslide susceptibility mapping**: International Institute for Geoinformation Science and Earth Observation (ITC), 2002.
- 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.
- 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.
- 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.
- VIEIRA, B.C.; VIEIRA, A.C.F.; FERNANDES, N.F.; AMARAL, C.P.; CATALDI, M.; SOPHIA, R.G. **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)**. In: VII SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA FÍSICA APLICADA; I FÓRUM LATINO-AMERICANO. **Atas...** Curitiba, 1997. CD-ROM.
- ZÉZERE, J.L.; REIS, E.; GARCIA, R.; OLIVEIRA, S.; RODRIGUES, M.L.; VIEIRA, G.; FERREIRA, A.B. Integration of spatial and temporal data for the definition of different landslide hazard scenarios in the area north of Lisbon (Portugal). **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 4, n. 1, p. 133-146, 2004.

Submetido em 28 de abril de 2020

Aceito para publicação em 18 de janeiro de 2021