

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO  
CENTRO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DA NATUREZA  
INSTITUTO DE GEOCIÊNCIAS  
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

JOÃO PAULO DE CARVALHO ARAÚJO

RECONSTRUÇÃO TOPOGRÁFICA E PREVISÃO DE ESCORREGAMENTOS  
TRANSLACIONAIS UTILIZANDO MODELOS ESTATÍSTICO E DETERMINÍSTICO  
DE SUSCEPTIBILIDADE

Rio de Janeiro

2018

JOÃO PAULO DE CARVALHO ARAÚJO

RECONSTRUÇÃO TOPOGRÁFICA E PREVISÃO DE ESCORREGAMENTOS  
TRANSLACIONAIS UTILIZANDO MODELOS ESTATÍSTICO E DETERMINÍSTICO  
DE SUSCEPTIBILIDADE

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia do Departamento de Geografia do Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio de Janeiro como requisito para a obtenção do título de doutor em Geografia

Orientador: Prof. Dr. Nelson Ferreira Fernandes.

Coorientador: Prof. Dr. William Eric Dietrich.

Rio de Janeiro

2018

## CIP - Catalogação na Publicação

A663r      Araújo, João Paulo de Carvalho  
Reconstrução topográfica e previsão de  
escorregamentos translacionais utilizando modelos  
estatístico e determinístico de susceptibilidade /  
João Paulo de Carvalho Araújo. -- Rio de Janeiro,  
2018.  
152 f.

Orientador: Nelson Ferreira Fernandes.  
Coorientador: William Eric Dietrich.  
Tese (doutorado) - Universidade Federal do Rio  
de Janeiro, Instituto de Geociências, Programa de  
Pós-Graduação em Geografia, 2018.

1. Escorregamentos. 2. MDT pós-ruptura. 3. MDT  
pré-ruptura. 4. Modelagem matemática. 5.  
Reconstrução da topografia. I. Ferreira Fernandes,  
Nelson, orient. II. Eric Dietrich, William,  
coorient. III. Título.


JOÃO PAULO DE CARVALHO ARAÚJO

RECONSTRUÇÃO TOPOGRÁFICA E PREVISÃO DE ESCORREGAMENTOS  
TRANSLACIONAIS UTILIZANDO MODELOS ESTATÍSTICO E DETERMINÍSTICO  
DE SUSCEPTIBILIDADE

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Geografia do Departamento de Geografia do Instituto de Geociências, Universidade Federal do Rio de Janeiro como requisito para a obtenção do título de doutor em Geografia.

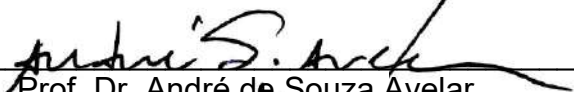
Aprovada em: 13/04/2018.

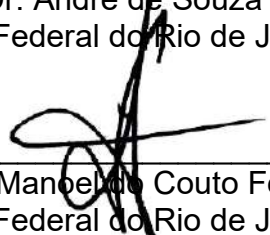
BANCA EXAMINADORA

  
Prof. Dr. Nelson Ferreira Fernandes (Orientador)  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

  
Prof. Dr. Cesar Barella Falcão  
Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP)

  
Prof. Dr. Renato Fontes Guimarães  
Universidade de Brasília (UnB)

  
Prof. Dr. André de Souza Avelar  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

  
Prof. Dr. Manoel de Couto Fernandes  
Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ)

À memória de meu pai, Walter Gomes de Araújo, à dedicação de minha mãe,  
Maria das Graças de Carvalho Araújo, e ao carinho de minha irmã, Pollyana  
Carvalho de Araújo, dedico esta tese de doutorado.

## AGRADECIMENTOS

A jornada do doutorado é, frequentemente, solitária, carregada de dúvidas e marcada por desafios que exigem resiliência e paixão pelo conhecimento. As conquistas que mais valorizo, no entanto, não foram obtidas no silêncio do meu esforço individual; foram fruto de muitas mãos, conselhos e gestos. Esta tese foi construída com orientações generosas, diálogos enriquecedores, críticas construtivas e, principalmente, pelo apoio emocional de familiares, amigos e colegas que caminharam ao meu lado, mesmo quando não podiam compreender completamente o peso dessa jornada.

Primeiramente, agradeço à minha família pelo suporte incondicional e amor inabalável. Aos meus pais, Walter Gomes de Araújo (*in memoriam*) e Maria das Graças de Carvalho Araújo, professores que me ensinaram o valor da educação e me forneceram todos os recursos para seguir a carreira acadêmica. Agradeço à minha irmã, Pollyana Carvalho de Araújo, por tantas vezes suportar sozinha os fardos e responsabilidades familiares, suavizando os meandros que percorri na construção da minha tese. Espero poder retribuir à altura o amor de todos vocês.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Nelson Ferreira Fernandes (UFRJ), um exemplo de dedicação e compromisso com a ciência. Sua orientação incansável, sua confiança em meu trabalho e sua constante capacidade de me incentivar a seguir em frente foram essenciais para a realização desta tese. Agradeço a coorientação do Prof. Dr. Willian E. Dietrich e do Dr. Dino G. Bellugi. Suas contribuições foram essenciais para expandir os horizontes desta tese. Agradeço também à Universidade da Califórnia, em Berkeley, pelo caloroso acolhimento durante o período sanduíche nos EUA.

Agradeço ao professor Francisco Dourado (UERJ) pelo apoio e incentivo durante anos. Agradeço aos professores Cesar Barella Falcão (UFOP) e Renato Fontes Guimarães (UnB) pelas longas conversas remotas sobre modelagem matemática de susceptibilidade a escorregamentos. Ao Guilherme (PUC Rio), pela convivência e parceria durante os trabalhos de campo. Ao Dr. Heenzi Lee, do National Center for Airborne Laser Mapping (NCLAM), pela grande colaboração nas etapas de pré-processamento e pós-processamento do banco de dados LiDAR.

Gostaria de expressar minha profunda gratidão aos professores que participaram da banca de qualificação: Prof. Dr. Eurípedes do Amaral Vargas Júnior

(UFRJ), Prof. Dr. Manoel do Couto Fernandes (UFRJ) e Prof. Dr. Francisco de Assis Dourado da Silva (UERJ). Assim também, agradeço aos professores que participaram da defesa do doutorado: Prof. Dr. Cesar Barella Falcão (UFOP), Prof. Dr. Renato Fontes Guimarães (UnB), Prof. Dr. André de Souza Avelar (UFRJ) e Prof. Dr. Manoel do Couto Fernandes (UFRJ), cujas contribuições foram fundamentais.

Aos professores da UFRJ, que desempenharam um papel fundamental na minha trajetória, compartilhando seus conhecimentos, auxiliando nos trabalhos de campo e oferecendo orientação ao longo do meu caminho. Aos meus amigos do Laboratório de Monitoramento e Modelagem Pedogeomorfológica (LAMPEGE): Sarah Lawall, Leandro Oliveira, Leonardo Cassará, Teófilo Leite, Rafaella Paixão, Rafaela Niemann, M. Lídia Cassol-Pinto, Beatriz Braga, Ana Camila, Maria Lamas, Jenifer Roméro, Renato Vilella e Matheus Almeida. Agradeço a vocês pelo aprendizado, pelos trabalhos de campo e pelos cafés na cantina da Inês.

Aos meus amigos da vida, deixo meu agradecimento pelo incentivo, pelas palavras de apoio e por serem uma fonte de leveza e alegria quando precisei de uma pausa. Meu especial agradecimento à Lúcia Maria da Silva, pelo apoio profissional e pessoal durante as longas madrugadas de trabalho regadas por lasanhas congeladas que desafiavam nossos limites gustativos. Quando o cansaço pesava e os prazos apertavam, seu humor foi uma fonte de ânimo. Também agradeço aos meus grandes amigos, com quem compartilhei um lar no Rio de Janeiro, Rafael Soria e Christiane Brazão. A distância não fará com que eu me esqueça de vocês. Muito obrigado por tudo.

Agradeço ao Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal do Rio de Janeiro por viabilizar o desenvolvimento e conclusão deste trabalho, oferecendo uma excelente infraestrutura e suporte científico. Também agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), por possibilitar a execução deste trabalho por meio de uma bolsa de doutorado no Brasil e nos EUA.

Finalmente, agradeço ao Tom, meu cachorro (*chow chow*), que se manteve firme por horas, aquecendo os meus pés e o meu coração enquanto eu trabalhava na minha tese.

“Eu via a geografia através dos romances”

Ab’Saber



## RESUMO

Os movimentos gravitacionais de massa são fenômenos naturais, de dinâmica externa, que participam da evolução do relevo e produzem grandes impactos socioeconômicos. A identificação das áreas susceptíveis aos movimentos gravitacionais de massa é uma etapa imprescindível na gestão de riscos e desastres e auxilia na implementação de projetos que visam mitigar, ou mesmo evitar os danos causados por esses eventos. Na modelagem matemática de susceptibilidade, os Modelos Digitais do Terreno (MDTs) são utilizados na identificação das cicatrizes de escorregamentos e na geração dos mapas temáticos causativos que podem ser analisados individualmente ou empregados em abordagens estatísticas ou determinísticas na análise da susceptibilidade. Contudo, MDTs de alta resolução espacial, como os obtidos por tecnologia LiDAR (*Light Detection And Ranging*), são frequentemente obtidos somente após a ocorrência de processos gravitacionais significativos, principalmente em países onde a proteção e a resposta a desastres não recebem a devida priorização orçamentária. Uma vez impactada, a área de estudo apresentará alterações morfológicas registradas por esses “MDTs pós-ruptura” que não mais representarão as condições iniciais de instabilização, violando um dos principais pressupostos desses modelos, segundo o qual os escorregamentos futuros são mais prováveis de ocorrerem sob as mesmas condições dos escorregamentos passados. Essa tese de doutorado tem como objetivo avaliar o controle espacial da topografia pré-ruptura e pós-ruptura sobre a ocorrência de escorregamentos translacionais calculados a partir das abordagens estatística bivariada (*Weight of Evidence*) e determinística (SHALSTAB), nas bacias hidrográficas dos rios Quitite e Papagaio, no município do Rio de Janeiro. Para tanto, apresentamos uma metodologia para a reestruturação da topografia afetada por escorregamentos em modelos digitais de terreno, baseada na exclusão seletiva dos pontos de elevação do último retorno dos pulsos de um sensor *laser scanner* aerotransportado (ALS). Apresentamos ainda a ferramenta SAfELand (*Soil Susceptibility Analysis for Estimating Landslides*), que resolve o problema físico dos escorregamentos translacionais pelo modelo SHALSTAB, gerando um ranking dos seus resultados. Ao analisar as diferenças altimétricas entre os MDTs pré-ruptura e pós-ruptura (*DTMs of Difference - DoDs*) foi possível demonstrar um impacto denudacional significativo dos movimentos gravitacionais de massa com volume de material mobilizado estimado em

$\approx 1.078 \times 10^3 \text{ m}^3$  e espessura da cobertura removida pelos movimentos gravitacionais de massa com um valor médio de 3,7m. De forma geral, o MDT pós-ruptura superestima os resultados de susceptibilidade computados pelos modelos estatístico e determinístico. Os mapas de suscetibilidade a escorregamentos, derivados do MDT pós-ruptura, computados pelo modelo estatístico, demonstraram, em média, um desempenho superior (AUC 0,75) quando comparados àqueles gerados pelos MDTs pré-ruptura (AUC 0,73). Os resultados do modelo SHALSTAB gerados a partir do MDT pós-ruptura também superestimam a susceptibilidade a escorregamentos, principalmente na classe incondicionalmente instável, em aproximadamente 10%. Por outro lado, o MDT pré-ruptura permite uma representação mais adequada das condições topográficas que antecederam os escorregamentos, oferecendo uma base mais sólida para a modelagem da susceptibilidade. Finalmente, destaca-se a necessidade de cautela na interpretação dos resultados dos modelos matemáticos de susceptibilidade que utilizam modelos topográficos de alta resolução espacial obtidos após a ocorrência dos processos gravitacionais, especialmente em regiões com histórico de movimentos gravitacionais de massa.

**Palavras-chave:** Movimentos de Massa. LiDAR. MDT pré-ruptura. MDT pós-ruptura. Pesos de Evidência. SHALSTAB.

## ABSTRACT

Landslides are an external geological process that contributes to landscape evolution and can produce significant socio-economic impacts. The identification of landslide-susceptible areas is a critical step in disaster risk management, aiding in the implementation of mitigation strategies or even in the prevention of potential damage. In susceptibility modeling, Digital Terrain Models (DTMs) are employed both to identify landslide scars and to generate causative maps, which can be analyzed individually or incorporated into statistical or physically based deterministic models for landslide susceptibility analysis. However, high-resolution DTMs, particularly those derived from LiDAR (Light Detection and Ranging) technology, are frequently acquired only after the occurrence of major landslide events. This is especially common in regions where disaster preparedness and civil protection are not prioritized in public policy or budget allocations. Once a landscape has been modified by mass movements, the resulting post-failure topography reflects substantial morphometric alterations, thereby compromising the representation of the initial geomorphic conditions under which slope failure was triggered. This violates a fundamental assumption of susceptibility modeling: that future landslides are more likely to occur under the same topographic and environmental conditions as previous events. This doctoral research aims to evaluate the geomorphological control exerted by pre- and post-failure topographic surfaces on the occurrence of landslides, using both bivariate statistical modeling (Weight of Evidence) and physically-based modeling (SHALSTAB) in the Quitite and Papagaio river catchments, located in the municipality of Rio de Janeiro, Brazil. To achieve this, we propose a novel methodology to restore the topography affected by landslides based on the selective exclusion of the ground points from Airborne Laser Scanning (ALS). In addition, we introduce the S<sub>A</sub>fELand tool (Soil Susceptibility Analysis for Estimating Landslides), which solves the SHALSTAB equation and generates a ranking of slope instability classes. By computing Digital Terrain Models of Difference (DoDs) between the reconstructed pre-failure and observed post-failure DTMs, we quantified the denudational impact of mass movements, in an estimated volume of  $\approx 1.078 \times 10^3 \text{ m}^3$  and an average removed soil mantle thickness of 3.7 m. Overall, post-failure DTMs tend to overestimate landslide susceptibility when applied in both statistical and deterministic modeling approaches. Susceptibility maps derived from post-failure surfaces computed by the bivariate statistical approach exhibited

slightly higher predictive performance (AUC = 0.75) compared to those based on pre-failure surfaces (AUC = 0.73). Similarly, SHALSTAB simulations using post-failure topography overstated the results, particularly in the "unconditionally unstable" slope class, by approximately 10%. In contrast, the reconstructed pre-failure topography provides a more geomorphologically accurate representation of the terrain conditions that preceded slope failure, thereby offering a more robust basis for susceptibility assessments. This research emphasizes the importance of caution when interpreting susceptibility modeling outcomes derived from high-resolution post-failure topographic datasets, particularly in geomorphologically active settings with a history of landslide events.

**Keywords:** Landslides. Pre-failure DTM. Post-failure DTM. LiDAR. Weights of Evidence. SHALSTAB.

## LISTA DE FIGURAS

<b>CAPÍTULO 2 - O LIDAR NA PESQUISA GEOMORFOLÓGICA SOBRE OS MOVIMENTOS GRAVITACIONAIS DE MASSA: UMA BREVE REVISÃO .....</b>	<b>33</b>
Figura 1 - Princípios e componentes de um sistema ALS.....	36
Figura 2 - Princípios e componentes de um sistema TLS.....	37
Figura 3 - Exemplo de varredura TLS para estudo de descontinuidades em paredão rochoso. ....	43
 <b>CAPÍTULO 3 - IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TOPOGRAFIA PRÉ-RUPTURA NA PREDIÇÃO ESTATÍSTICA BIVARIADA DE ESCORREGAMENTOS.....</b>	<b>55</b>
Figura 1 - Área de estudo: bacias dos rios Quitite e Papagaio localizadas à oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, na cidade do Rio de Janeiro (RJ).....	66
Figura 2 - Etapas para elaboração do MDT pré-ruptura.....	70
Figura 3 - Mapas temáticos causativos.....	72
Figura 4 - Variabilidade espacial da espessura do solo removido pelos escorregamentos.....	75
Figura 5 - Gráficos combinados de colunas e linhas dos mapas temáticos causativos representando o percentual das classes (F%), percentual dos escorregamentos de cada classe (CC%) e o índice de $C_t$ dos mapas semidistribuídos e dos fatores predisponentes computados pelo MDT pré-ruptura .....	77
Figura 6 - Classificação dos graus de susceptibilidade a escorregamentos do modelo 4. ....	81
Figura 7 - Mapa de susceptibilidade a escorregamentos translacionais (modelo 4) com 5 classes de susceptibilidade.....	82
 <b>CAPÍTULO 4 - THE EFFECTS OF PRE-FAILURE TOPOGRAPHY ON LANDSLIDE PREDICTION IN A TROPICAL MOUNTAIN REGION.....</b>	<b>96</b>
Figure 1 - Study area: the Quitite and Papagaio watersheds located in the western portion of the Tijuca Massif, in the city of Rio de Janeiro (RJ).....	98
Figure 2 - Spatial variability of soil thickness (m) of removed soil by landslides in a small section of the Papagaio watershed (left side).....	104
Figure 3 - Frequency of causative maps (F%), frequency of landslide scars (CC%), and contrast index ( $C_t$ ) derived from both the pre-failure and post-failure DTMs... ..	106

Figure 4 - Prediction rate curve and classification of landslide susceptibility for models 4 (pre-failure DTM) and 11(post-failure DTM). .....	112
Figure 5 - The landslide susceptibility map (model 4) with the five distinct susceptibility classes. ....	112

**CAPÍTULO 5 - MODELOS DIGITAIS DO TERRENO PRÉ-RUPTURA E PÓS-RUPTURA NO CONTROLE DA ESTABILIDADE DE ENCOSTAS: AVALIAÇÃO DETERMINÍSTICA DA SUSCEPTIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS.....120**

Figura 1 – Área de estudo: bacias dos rios Quitite e Papagaio à oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, na cidade do Rio de Janeiro (RJ).....	125
Figura 2 - Etapas da elaboração do MDT pré-ruptura.....	127
Figura 3 – Mapas de ângulo da encosta computados pelos MDTs pós-ruptura (a) e pré-ruptura (b) e representação gráfica do índice “Concentração de Cicatrizes” (c) e do índice “Potencial de Escorregamentos” (d) .....	131
Figura 4 - Mapas de área de contribuição computados pelos MDTs pós-ruptura (a) e pré-ruptura (b) e representação gráfica do índice “Concentração de Cicatrizes” (c) e do índice “Potencial de Escorregamentos” (d) .....	133
Figura 5 - Mapas de susceptibilidade a escorregamentos (SHALSTAB) computados pelos MDTs pré-ruptura (a) e pós-ruptura (b). Destaque para um segmento da bacia do Quitite. ....	135
Figura 6 - Representação gráfica do índice “Concentração de Cicatrizes” nos mapas de susceptibilidade a escorregamentos gerados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura obtidos pela combinação dos parâmetros $\phi$ 25°, $\rho_s$ 1.200kg/m <sup>3</sup> , C 18.000Pa, z 11m. ....	136
Figura 7 - Representação gráfica do índice “Potencial de Escorregamentos” nos mapas de susceptibilidade a escorregamentos gerados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura obtidos pela combinação dos parâmetros $\phi$ 25°, $\rho_s$ 1.200kg/m <sup>3</sup> , C 18.000Pa, z 11m. ....	137

## LISTA DE TABELAS

<b><i>CAPÍTULO 3 - IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TOPOGRAFIA PRÉ-RUPTURA NA PREDIÇÃO ESTATÍSTICA BIVARIADA DE ESCORREGAMENTOS</i></b> .....	<b>555</b>
Tabela 1 - Teste de independência condicional utilizando os coeficientes de contingência de Pearson C e Modificado C* .....	79
Tabela 2 - Combinações dos fatores predisponentes baseadas nos coeficientes de contingência de Person C e Modificado C* .....	80
 <b><i>CAPÍTULO 4 - THE EFFECTS OF PRE-FAILURE TOPOGRAPHY ON LANDSLIDE PREDICTION IN A TROPICAL MOUNTAIN REGION</i></b> .....	 <b>96</b>
Table 1 - Conditional independence between landslide-related factors calculated by coefficients C (top right half) and C* (bottom left half) .....	109
Table 2 - Conditionally independent evidence combined and validated using the prediction rate curve (AUC).....	110
 <b><i>CAPÍTULO 5 - MODELOS DIGITAIS DO TERRENO PRÉ-RUPTURA E PÓS-RUPTURA NO CONTROLE DA ESTABILIDADE DE ENCOSTAS: AVALIAÇÃO DETERMINÍSTICA DA SUSCEPTIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS</i></b> .....	 <b>120</b>
Tabela 1: Classes de estabilidade definidas pelo modelo SHALSTAB .....	124
Tabela 2- Hierarquização das combinações dos parâmetros do solo por desempenho de predição.....	134
Tabela 3 - Classes dos mapas de susceptibilidade a escorregamento: Frequência das classes (F%), Concentração de Cicatrizes (CC%) e Potencial de Escorregamentos (PE).....	135

## SUMÁRIO

<b>AGRADECIMENTOS .....</b>	<b>V</b>
<b>RESUMO.....</b>	<b>VIII</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>X</b>
<b>LISTA DE FIGURAS .....</b>	<b>XII</b>
<b>LISTA DE TABELAS .....</b>	<b>XIV</b>
 <b>CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO.....</b>	 <b>19</b>
1.1 OBJETIVOS .....	23
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO .....	24
1.3 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	26
 <b>CAPÍTULO 2 - O LIDAR NA PESQUISA GEOMORFOLÓGICA SOBRE OS MOVIMENTOS GRAVITACIONAIS DE MASSA: UMA BREVE REVISÃO .....</b>	 <b>33</b>
2.1 INTRODUÇÃO .....	33
2.2 O SISTEMA LIDAR: PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS.....	35
2.3 O LIDAR NAS GEOCIÊNCIAS E NA GEOMORFOLOGIA .....	38
<b>2.3.1 Aplicações em Pesquisas sobre Movimentos Gravitacionais de Massa ..</b>	<b>39</b>
2.4 DESAFIOS FUTUROS .....	43
2.5 CONCLUSÕES .....	45
2.6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	46
 <b>CAPÍTULO 3 - IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TOPOGRAFIA PRÉ-RUPTURA NA PREDIÇÃO ESTATÍSTICA BIVARIADA DE ESCORREGAMENTOS.....</b>	 <b>55</b>
3.1 INTRODUÇÃO .....	55
3.2 MODELO ESTATÍSTICO BIVARIADO DE PESOS DE EVIDÊNCIA .....	57
<b>3.2.1 Fatores Predisponentes.....</b>	<b>58</b>
<b>3.2.2 Calculando os Pesos de Evidência .....</b>	<b>60</b>
<b>3.2.3 Análise de Independência Condicional .....</b>	<b>62</b>
<b>3.2.4 Integração dos Fatores Predisponentes Condicionalmente Independentes .....</b>	<b>63</b>



<b>3.2.5 Validação do Modelo de Susceptibilidade .....</b>	<b>64</b>
<b>3.2.6 Classificação do Mapa de Susceptibilidade .....</b>	<b>65</b>
<b>3.3 ÁREA DE ESTUDO.....</b>	<b>66</b>
<b>3.4 MATERIAIS E MÉTODOS.....</b>	<b>67</b>
<b>3.4.1 Aquisição e Preparação dos Dados.....</b>	<b>68</b>
<b>3.4.2 Análises Estatísticas.....</b>	<b>73</b>
<b>3.4.3 Integração entre os Mapas .....</b>	<b>74</b>
<b>3.4.4 Validação dos Resultados e Classificação dos Mapas de Susceptibilidade .....</b>	<b>74</b>
<b>3.5 RESULTADOS .....</b>	<b>75</b>
<b>3.5.1 Reconstrução da Topografia (MDT Pré-Ruptura) e Estimativa do Volume de Material Mobilizado .....</b>	<b>75</b>
<b>3.5.2 Fatores Predisponentes.....</b>	<b>75</b>
<b>3.5.3 Teste de Independência Condicional .....</b>	<b>79</b>
<b>3.5.4 Combinações dos Mapas Temáticos Causativos e Representação do Mapa Susceptibilidade.....</b>	<b>80</b>
<b>3.6 DISCUSSÃO .....</b>	<b>82</b>
<b>3.6.1 MDT Pré-Ruptura.....</b>	<b>82</b>
<b>3.6.2 Mapa de Susceptibilidade a Escorregamentos .....</b>	<b>83</b>
<b>3.7 CONCLUSÕES .....</b>	<b>85</b>
<b>3.8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>87</b>
 <b>CAPÍTULO 4 - THE EFFECTS OF PRE-FAILURE TOPOGRAPHY ON LANDSLIDE PREDICTION IN A TROPICAL MOUNTAIN REGION .....</b>	 <b>96</b>
<b>4.1 INTRODUCTION.....</b>	<b>96</b>
<b>4.2 STUDY AREA .....</b>	<b>97</b>
<b>4.3 MATERIALS AND METHODS.....</b>	<b>98</b>
<b>4.3.1 Data acquisition and preparation.....</b>	<b>99</b>
<b>4.3.2 Landslide Statistical Modeling .....</b>	<b>101</b>

4.4 RESULTS AND DISCUSSION .....	103
4.4.1 Topographic Reconstruction (Pre-failure DTM).....	103
4.4.2 Analyzing the Landslide Predisposing Factors .....	104
4.4.3 Testing Conditional Independence, Combining Weighted Maps, and Selecting the Best Models .....	108
4.4.4 Pre-failure Susceptibility Map .....	111
4.5 CONCLUSIONS .....	113
4.6 REFERENCES .....	114
 <b>CAPÍTULO 5 - MODELOS DIGITAIS DO TERRENO PRÉ-RUPTURA E PÓS- RUPTURA NO CONTROLE DA ESTABILIDADE DE ENCOSTAS: AVALIAÇÃO DETERMINÍSTICA DA SUSCEPTIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS .....</b>	<b>120</b>
5.1 INTRODUÇÃO .....	120
5.2 MODELAGEM DETERMINÍSTICA .....	121
5.2.1 Modelo SHALSTAB .....	122
5.3 ÁREA DE ESTUDO.....	124
5.4 MATERIAIS E MÉTODOS.....	125
5.4.1 Aquisição e Preparação dos Dados.....	126
5.4.2 Implementação da Rotina SHALSTAB pelo SAfELand .....	127
5.5 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....	130
5.5.1 Análise dos Parâmetros Topográficos .....	130
5.5.2 Rotina SHALSTAB.....	134
5.6 CONCLUSÕES .....	137
5.7 BIBLIOGRAFIA .....	138
 <b>CAPÍTULO 6 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....</b>	<b>148</b>
6.1 CONCLUSÕES .....	148
6.2 RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS.....	151

## CAPÍTULO 1

### 1 INTRODUÇÃO

Os movimentos gravitacionais de massa são fenômenos geodinâmicos que se manifestam por meio de uma variedade de tipologias (SHARPE, 1938; FREIRE, 1965; VARGAS, 1966; COSTA NUNES, 1969; VARNES, 1978; HUNGR *et al.*, 2013) e resultam no deslocamento de rochas, solos, sedimentos e materiais antrópicos no sentido descendente das encostas e taludes (SIDLE e OCHIAI, 2006; HIGHLAND e BOBROWSKY, 2008). Estes processos são deflagrados quando as forças gravitacionais superam as resistências dos materiais sobre uma superfície inclinada, tendo em vista os agentes predisponentes e efetivos envolvidos e suas causas (CARSON e KIRKBY, 1972; SELBY, 1993; KATZ e AHARONOV, 2006; SIDLE e OCHIAI, 2006; LU e GODT, 2013).

Geomorfologicamente, os movimentos gravitacionais de massa atuam como importantes fenômenos terrestres de denudação e evolução da paisagem, influenciando a morfologia e a dinâmica sedimentar de regiões montanhosas (SELBY, 1993; LOPES, 1997; SIDLE e OCHIAI, 2006; KORUP *et al.*, 2010; EGHOLM *et al.*, 2013). Eles produzem mudanças contínuas na paisagem, por meio de “pulsos” recorrentes e, a depender de sua eficácia geomorfológica, podem mesmo controlar o ritmo e a taxa de evolução dos sistemas geomorfológicos (CROZIER, 2010).

Neste sentido, movimentos gravitacionais de massa preexistentes podem influenciar significativamente a ocorrência de eventos futuros em uma mesma região, por exemplo, pela criação de depósitos inconsolidados, desestabilização do terreno circundante, entre outros mecanismos. Assim, processos gravitacionais podem estar correlacionados quando identificadas relações causais entre os movimentos gravitacionais de massa (MOORE e MATHEWS, 1978; CRANDELL e FAHNESTOCK, 1965).

A detecção das assinaturas dos movimentos gravitacionais de massa é uma etapa fundamental em qualquer projeto de pesquisa que vise avançar no conhecimento sobre o tema. A tecnologia LiDAR (*Light Detection And Ranging*) é considerada um dos melhores recursos para detecção dos movimentos gravitacionais de massa, mesmo em superfícies montanhosas e densamente florestadas, sendo amplamente utilizada em trabalhos de mapeamento e inventariamento de

escorregamentos (SCHULZ, 2007; BURNS e MADIN, 2009; BURNS *et al.*, 2010; GUZZETTI *et al.*, 2012; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2012), por algoritmos automáticos e semiautomáticos (MCKEAN e ROERING, 2004; GLENN *et al.*, 2006; ARDIZZONE *et al.*, 2007; FRANKEL e DOLAN, 2007; ROERING *et al.*, 2009; TAROLLI *et al.*, 2012; BERTI *et al.*, 2013; BOOTH *et al.*, 2013; PALENZUELA *et al.*, 2015), na análise da diferença entre os modelos digitais do terreno (MDTs) de áreas afetadas por deslizamentos e corridas de detritos (*DTMs of Difference - DoDs*) (BULL *et al.*, 2010; BURNS *et al.*, 2010; VENTURA *et al.*, 2011; DELONG *et al.*, 2012; BLASONE *et al.*, 2014; BOSSI *et al.*, 2015; CUCCHIARO *et al.*, 2019), entre outros. Além de melhorarem a qualidade dos inventários de cicatrizes, estes MDTs também possibilitam a identificação de movimentos gravitacionais de massa antigos, que dificilmente seriam mapeados utilizando as tecnologias tradicionais (SCHULZ, 2007; MACKEY *et al.*, 2011; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2012).

No trabalho executado por Schulz (2007), por exemplo, foram identificados quatro vezes mais escorregamentos utilizando MDT LiDAR em comparação à lavamentos realizados por métodos tradicionais. Burns e Madin (2009) desenvolveram um protocolo para inventariar os movimentos gravitacionais de massa do estado de Oregon (EUA), que permitiu identificar de 3 a 200 vezes mais cicatrizes utilizando dados LiDAR, quando comparado com métodos tradicionais. Ardizzone *et al.* (2007) compararam um inventário multitemporal de escorregamentos, elaborado por interpretação sistemática de fotografias aéreas, no período de 1941 a 1997 e mapeamento de campo entre 1998 e 2003, com um mapeamento realizado sobre base de dados ALS (*Airborne Laser Scanning*) em Umbria, na região central da Itália. O inventário obtido a partir do MDT LiDAR revelou um aumento de 27% no número de escorregamentos e redução de 39% da área das cicatrizes.

A representação detalhada da superfície do terreno, possibilitada pelos levantamentos LiDAR, permite não apenas identificar um número maior de cicatrizes, mas também distinguir as assinaturas topográficas dos movimentos gravitacionais de massa, como a superfície de ruptura, as escarpas internas, zonas de transporte, zonas de deposição ou mesmo geometrias complexas (BURNS e MADIN, 2009; GUZZETTI *et al.*, 2012; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2012). Estas informações topográficas ajudam na distinção das diferentes tipologias dos processos gravitacionais e subsidiam questionamentos cruciais para a compreensão desses fenômenos.

Contudo, os levantamentos LiDAR são frequentemente contratados somente após a ocorrência de processos gravitacionais significativos, principalmente em países onde a proteção e a resposta a desastres não recebem a devida priorização orçamentária. Todavia, uma vez impactada, a área de estudo apresentará alterações morfométricas registradas por estes “MDTs pós-ruptura” que não mais representarão as condições iniciais de instabilização. O MDT pós-ruptura evidenciará mudanças na rugosidade do terreno, no gradiente e na forma das encostas, o que implicará, conseqüentemente, em alterações na dinâmica dos fluxos superficiais e subsuperficiais modelados, principalmente nas feições de escorregamentos. Desta forma, quando utilizados na modelagem matemática de estabilidade de encostas, os fatores causativos computados por estes MDTs violarão um dos principais pressupostos desses modelos, segundo o qual os escorregamentos futuros são mais prováveis de ocorrerem sob as mesmas condições dos escorregamentos passados

O pressuposto da estacionalidade das condições ambientais, baseado no princípio do uniformitarismo, sugere que as condições do passado podem ser usadas para prever eventos futuros. Dito de outra forma, os mesmos processos que causaram os deslizamentos no passado continuarão válidos no futuro (VARNES, 1978; ERMINI *et al.*, 2005; CALVELLO *et al.*, 2013). Mesmo diante da necessidade de relativização deste princípio (FURLANI e NINFO, 2015), evidências sugerem que os movimentos gravitacionais de massa são mais prováveis de ocorrerem em áreas historicamente atingidas por outros processos gravitacionais, com características locais de clima e topografia favoráveis e onde a espessura dos solos é constantemente modificada por sua remoção e posterior regeneração (MIRUS *et al.*, 2017; SAMIA *et al.*, 2017).

Neste contexto Conoscenti *et al.* (2015) argumentam que os modelos estatísticos que utilizam MDTs pós-ruptura não devem ser considerados modelos de suscetibilidade capazes de prever eventos futuros. Isso se deve ao fato de que os mapas gerados a partir desses MDTs são inerentemente tendenciosos e não representam as condições topográficas dos ambientes impactados pelos escorregamentos. Modelos baseados em dados (*data-driven models*), por exemplo, podem aprender e replicar os vieses dos dados de treinamento. Os indicadores de desempenho usados para validar esses modelos raramente são questionados e baseiam-se na ideia de que "o maior desempenho preditivo é igual a resultados mais significativos" (STEGER, STEFAN *et al.*, 2016).

Embora as premissas supracitadas estejam bem estabelecidas, grande parte dos trabalhos existentes sobre modelagem matemática para previsão de escorregamentos utiliza dados topográficos que representam as condições pós-ruptura do terreno. Uma possível solução para este problema, segundo (CONOSCENTI *et al.*, 2015), é assumir que a morfologia pré-ruptura pode ser inferida pelas áreas adjacentes às cicatrizes mapeadas que não foram perturbadas pelos escorregamentos. 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, HAKAN A. *et al.*, 2008; NEFESLIOGLU, H. A. *et al.*, 2008; 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, S. *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 movimentos gravitacionais de massa. Gorum *et al.* (2008), utilizaram a orientação das encostas e as curvas de nível para identificar as mudanças no relevo causados por movimentos gravitacionais de massa e uma nuvem de pontos regular, derivada de um modelo digital de elevação (MDE), 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.

Poucos trabalhos tratam do impacto dos MDTs pós-ruptura nos resultados dos modelos de susceptibilidade a escorregamentos, demonstrando a necessidade de pesquisas sobre o assunto. Apesar de discussões recentes sobre o tema (STEGER *et al.*, 2018; LI *et al.*, 2019), os objetivos delineados nessa Tese de Doutorado não foram esgotados pela literatura.

Desta forma, esta Tese de Doutorado avalia o controle espacial da topografia sobre os fatores predisponentes dos escorregamentos, computados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura, e sobre os resultados dos modelos de susceptibilidade calculados a partir de abordagens estatística bivariada e determinística nas bacias hidrográficas dos rios Quitite e Papagaio, no município do Rio de Janeiro. Para tanto, apresentamos uma nova metodologia para produzir o MDT pré-ruptura utilizando a nuvem de pontos do último retorno dos pulsos *laser* do sensor LiDAR através de procedimentos relativamente simples.

## 1.1 OBJETIVOS

Avaliar o controle da topografia pré-ruptura e pós-ruptura sobre a ocorrência dos escorregamentos translacionais nas bacias do Quitite e Papagaio, no município do Rio de Janeiro.

### *Objetivos específicos*

- Construir o estado da arte das pesquisas que utilizam a tecnologia LiDAR na Geomorfologia e, em especial, nos estudos sobre movimentos gravitacionais de massa;
- Desenvolver uma metodologia simplificada para reconstrução de modelos digitais de terreno (MDT) pré-ruptura a partir da nuvem de pontos de elevação LiDAR;
- Avaliar a eficácia de um modelo estatístico bivariado de suscetibilidade a escorregamentos utilizando a superfície topográfica reconstruída;
- Testar o controle dos fatores predisponentes computados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura sobre a ocorrência de escorregamentos;

- Avaliar o controle da topografia pré-ruptura e pós-ruptura na deflagração de escorregamentos por meio de um modelo de susceptibilidade estatístico bivariado;
- Avaliar a variabilidade espacial da espessura do solo e calcular o volume mobilizado pelos escorregamentos pela diferença entre os MDTs pré-ruptura e pós-ruptura (*DTMs of Difference - DoDs*);
- Desenvolver uma nova rotina automatizada para múltiplas modelagens de suscetibilidade a escorregamentos translacionais em um modelo de bases físicas com ranqueamento dos resultados;
- Avaliar o controle da topografia pré-ruptura e pós-ruptura na deflagração de escorregamentos por meio de um modelo determinístico de base física.

## 1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

A presente tese está organizada em 6 capítulos. Este capítulo (**Capítulo 1**) apresenta os aspectos globais da tese, com a introdução do tema e seus objetivos. Os objetivos específicos, apresentados acima, foram contemplados em estudos individualizados, nos capítulos 2 a 5, na forma de artigos. Finalmente, o **Capítulo 6** apresenta as conclusões gerais da tese assim como recomendações para pesquisas futuras. Versões modificadas dos artigos dessa tese estão sendo submetidas/publicadas em diferentes revistas, livros e eventos científicos, conforme apresentado:

### *Artigos:*

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**. Em avaliação.

ARAÚJO, J.P.C. et al. Implementação de uma topografia pré-ruptura na predição estatística bivariada de escorregamentos. **Revista Brasileira de Geomorfologia**. Em avaliação.

### *Capítulos de Livro:*

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. e GORAYEB, A. (Ed.). **Geografia Física e as mudanças globais**. Fortaleza (CE): Universidade Federal do Ceará (UFC), 2019. cap.



Geotecnologias e modelagem aplicada aos estudos ambientais, p.1-5. (XVIII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada). ISBN 978-85-7282-778-2.

ARAÚJO, J.P.C. et al. Retroparametrização do modelo SHALSTAB para previsão de escorregamentos. In: PINHEIRO, L. D. S. e GORAYEB, A. (Ed.). **Geografia Física e as mudanças globais**. Fortaleza, CE: Universidade Federal do Ceará (UFC), 2019. cap. Geotecnologias e modelagem aplicada aos estudos ambientais, p.1-5. (XVIII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada). ISBN 978-85-7282-778-2.

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). *Em avaliação*.

#### *Congressos Científicos:*

ARAÚJO, J.P.C. et al. **Implementation of reconstructed topography in landslide susceptibility mapping**. AGU Fall Meeting. Washington, D.C. 2018.

O **Capítulo 2**, intitulado “*O LiDAR na Pesquisa Geomorfológica sobre os Movimentos Gravitacionais de Massa: uma breve revisão*”, explora o surgimento e evolução dos sistemas de varredura *laser* terrestre e aerotransportado no contexto da ciência geomorfológica, com ênfase nas diversas aplicações em estudos relacionados aos movimentos gravitacionais de massa. Este capítulo se conecta com os demais capítulos dessa tese de doutorado, à medida que apresenta o estado da arte do tema e contribui para identificar as limitações e potencialidades desta tecnologia.

O **Capítulo 3**, denominado “*Implementação de uma Topografia Pré-Ruptura na Predição Estatística Bivariada de Escorregamentos*”, explora as potencialidades de um MDT pós-ruptura, obtido por varredura *laser* aerotransportada, no maciço da Tijuca, na cidade do Rio de Janeiro. Este MDT foi usado para atualizar um inventário multitemporal de escorregamentos em duas bacias piloto parcialmente ocupadas onde esses processos são recorrentes. Neste capítulo é apresentada uma metodologia para reconstrução de modelos digitais de terreno (MDT pré-ruptura), empregando 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. A partir desta nova base de dados, calculou-se a variabilidade espacial da espessura do solo e o volume mobilizado pelos escorregamentos pela diferença entre os MDTs pré-ruptura e pós-ruptura (*DTMs of Difference - DoDs*). Avaliou-se, ainda, controle dos fatores predisponentes e a eficácia

de um modelo estatístico bivariado de suscetibilidade a escorregamentos (*Weights of Evidence*) utilizando a superfície topográfica reconstruída.

O **Capítulo 4**, intitulado “*The Effects of Pre-Failure Topography on Landslide Prediction in a Tropical Mountain Region*” parte dos resultados apresentados no capítulo anterior e avalia, comparativamente, o controle dos fatores predisponentes computados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura, assim como 12 mapas de suscetibilidade elaborados a partir do modelo estatístico bivariado de suscetibilidade a escorregamentos (*Weights of Evidence*), também computados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura.

O **Capítulo 5**, intitulado “*Modelos Digitais do Terreno Pré-Ruptura e Pós-Ruptura no Controle da Estabilidade de Encostas: avaliação determinística da suscetibilidade a escorregamentos*” avalia o controle da topografia pré-ruptura e pós-ruptura na deflagração de escorregamentos, através um modelo de estabilidade de bases físicas. Para tanto, neste capítulo, foi desenvolvida uma nova rotina automatizada para resolver a equação de estabilidade, combinando mapas temáticos distribuídos de entrada (ângulo de encosta e área de contribuição) e listas com os valores dos parâmetros geotécnicos para produzir diferentes cenários de suscetibilidade. A ferramenta denominada SAfELand (*Soil Susceptibility Analysis for Estimating Landslides*) resolve o problema físico dos escorregamentos translacionais pelo modelo SHALSTAB, testa diferentes valores dos parâmetros físicos do solo e valida automaticamente cada cenário, gerando um ranking dos resultados.

### 1.3 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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.

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.

BERTI, M.; CORSINI, A.; DAEHNE, A. Comparative analysis of surface roughness algorithms for the identification of active landslides. **Geomorphology**, v. 182, p. 1-18, 2013. ISSN 0169-555X.

BLASONE, G. et al. Monitoring sediment source areas in a debris-flow catchment using terrestrial laser scanning. **CATENA**, v. 123, p. 23-36, 2014. ISSN 0341-8162.

BOOTH, A. M.; ROERING, J. J.; REMPEL, A. W. Topographic signatures and a general transport law for deep-seated landslides in a landscape evolution model. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 118, n. 2, p. 603-624, 2013. ISSN 2169-9011.

BOSSI, G. et al. Multi-temporal LiDAR-DTMs as a tool for modelling a complex landslide: a case study in the Rotolon catchment (eastern Italian Alps). **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 15, n. 4, p. 715-722, 2015. ISSN 1684-9981.

BULL, J. M. et al. Assessing debris flows using LIDAR differencing: 18 May 2005 Matata event, New Zealand. **Geomorphology**, v. 124, n. 1, p. 75-84, 2010. ISSN 0169-555X.

BURNS, W. J. et al. Analysis of Elevation Changes Detected from Multi-Temporal LiDAR Surveys in Forested Landslide Terrain in Western Oregon. **Environmental & Engineering Geoscience**, v. 16, n. 4, p. 315-341, 2010.

BURNS, W. J.; MADIN, I. **Protocol for inventory mapping of landslide deposits from light detection and ranging (lidar) imagery**. Portland, OR. 2009

CALVELLO, M.; CASCINI, L.; MASTROIANNI, S. Landslide zoning over large areas from a sample inventory by means of scale-dependent terrain units. **Geomorphology**, v. 182, p. 33-48, 2013. ISSN 0169-555X.

CARSON, M. A.; KIRKBY, M. J. **Hillslope form and process**. Cambridge University Press, 1972. 475.

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.

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.

COSTA NUNES, A. J. Landslides in Soils of Decomposed Rock due to Intense Rainstorms. Proc. of 7 th Int. Confer. on Soil Mech. and Found. Eng., 1969, Mexico. p.547-554.

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.

CROZIER, M. J. Landslide geomorphology: An argument for recognition, with examples from New Zealand. **Geomorphology**, v. 120, n. 1-2, p. 3-15, 2010. ISSN 0169-555X.

CUCCHIARO, S. et al. Multi-temporal analysis of the role of check dams in a debris-flow channel: Linking structural and functional connectivity. **Geomorphology**, v. 345, p. 106844, 2019. ISSN 0169-555X.

DELONG, S. B. et al. Multitemporal ALSM change detection, sediment delivery, and process mapping at an active earthflow. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 37, 2012.

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 (ISSN).

ERMINI, L.; CATANI, F.; CASAGLI, N. Artificial Neural Networks applied to landslide susceptibility assessment. **Geomorphology**, v. 66, n. 1, p. 327-343, 2005. ISSN 0169-555X.

FRANKEL, K. L.; DOLAN, J. F. Characterizing arid region alluvial fan surface roughness with airborne laser swath mapping digital topographic data. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 112, n. F2, p. n/a-n/a, 2007. ISSN 2156-2202.

FREIRE, E. S. M. Movimentos Coletivos de Solos e Rochas e sua Moderna Sistemática. **Construção**, v. 8, n. 95, p. 10-18, 1965.

FURLANI, S.; NINFO, A. Is the present the key to the future? **Earth-Science Reviews**, v. 142, p. 38-46, 2015. ISSN 00128252.

GLENN, N. F. et al. Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity. **Geomorphology**, v. 73, n. 1-2, p. 131-148, 2006.

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.

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.

HIGHLAND, L. M.; BOBROWSKY, P. **The landslide handbook: a guide to understanding landslides**. Reston, Virginia: U.S. Geological Survey (USGS), 2008. 129.

HUNGR, O.; LEROUEIL, S.; PICARELLI, L. The Varnes classification of landslide types, an update. **Landslides**, v. 11, n. 2, p. 167-194, 2013. ISSN 1612-510X 1612-5118.

KATZ, O.; AHARONOV, E. Landslides in vibrating sand box: What controls types of slope failure and frequency magnitude relations? **Earth and Planetary Science Letters**, v. 247, n. 3, p. 280-294, 2006. ISSN 0012-821X.

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.

LI, M. et al. Characterization of pre- and post-failure displacements of the Huangnibazi landslide in Li County with multi-source satellite observations. **Engineering Geology**, v. 257, p. 105140, 2019. ISSN 0013-7952.

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.

LU, N.; GODT, J. W. **Hillslope hydrology and stability**. Cambridge University Press, 2013. 437 ISBN 978-1-107-02106-8.

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, Nov 22 2011. ISSN 1091-6490.

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.

MIRUS, B. B.; SMITH, J. B.; BAUM, R. L. Hydrologic Impacts of Landslide Disturbances: Implications for Remobilization and Hazard Persistence. **Water Resources Research**, v. 53, n. 10, p. 8250-8265, 2017. ISSN 00431397.

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.

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, 2008.

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, 2008.

PALENZUELA, J. A. et al. Landslide detection and inventory by integrating LiDAR data in a GIS environment. **Landslides**, v. 12, n. 6, p. 1035-1050, 2015. ISSN 1612-510X.

ROERING, J. J. et al. Using DInSAR, airborne LiDAR, and archival air photos to quantify landsliding and sediment transport. **Geophys. Res. Lett.**, v. 36, 2009.

SAMIA, J. et al. Characterization and quantification of path dependency in landslide susceptibility. **Geomorphology**, v. 292, p. 16-24, 2017. ISSN 0169-555X.

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.

SELBY, M. J. **Hillslope materials and processes**. 2nd. New York: Oxford University Press, 1993. 451.

SHARPE, C. F. S. **Landslides and related phenomena: A study of mass-movements of soil and rock**. New York: Columbia University Press, 1938. 137.

SIDLE, R. C.; OCHIAI, H. **Landslides: processes, prediction, and land use**. Washington: American Geophysical Union, 2006. 312 ISBN 978-0-87590-322-4.

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.

STEGER, S. et al. Exploring discrepancies between quantitative validation results and the geomorphic plausibility of statistical landslide susceptibility maps. **Geomorphology**, v. 262, p. 8-23, 6/1/ 2016. ISSN 0169-555X.

STEGER, S.; SCHMALTZ, E.; GLADE, T. Pre-failure topography in statistical landslide susceptibility modelling and its relation to landslide size and raster resolution. 2018.

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, March 01 2004a. ISSN 1432-0495.

\_\_\_\_\_. 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.

TAROLLI, P.; SOFIA, G.; DALLA FONTANA, G. Geomorphic features extraction from high-resolution topography: landslide crowns and bank erosion. **Natural Hazards**, v. 61, n. 1, p. 65-83, March 01 2012. ISSN 1573-0840.

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.

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, 2006/06/30/ 2006. ISSN 0169-555X.

VARGAS, M. Estabilização de taludes em encostas de gneisses decompostos. III Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos, 1966, Belo Horizonte. Associação Brasileira de Mecânica dos Solos. p.24.

VARNES, D. J. Slope movements types and processes. In: SCHUSTER, R. L. e KRIZEK, R. J. (Ed.). **Landslides. Analysis and Control**. Washington: National

Academy of Science, v.Transportation Research Board Special Report, 1978. p.11-33.

VENTURA, G. et al. Tracking and evolution of complex active landslides by multi-temporal airborne LiDAR data: The Montaguto landslide (Southern Italy). **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 12, p. 3237-3248, 2011. ISSN 00344257.

## *CAPÍTULO 2*

### *O LIDAR NA PESQUISA GEOMORFOLÓGICA SOBRE OS MOVIMENTOS GRAVITACIONAIS DE MASSA: UMA BREVE REVISÃO*



## 2 O LIDAR NA PESQUISA GEOMORFOLÓGICA SOBRE OS MOVIMENTOS GRAVITACIONAIS DE MASSA: UMA BREVE REVISÃO

### 2.1 INTRODUÇÃO

A topografia exerce um controle fundamental sobre processos físicos que ocorrem na superfície terrestre. Ela controla os movimentos gravitacionais de massa que removem e depositam materiais de uma encosta e governa o fluxo das águas sobre a superfície e em subsuperfície, assim como a maior parte dos processos erosivos. Na Geomorfologia, a representação topográfica se traduz em uma estratégia de síntese imprescindível que proporciona uma visão holística altamente elucidativa da realidade e permite o avanço do conhecimento em suas diferentes subáreas. Entretanto, a escala de representação dos fatos geomorfológicos e a capacidade de realizar levantamentos topográficos de forma sistemática depende do método de aquisição dos dados da superfície.

Os primeiros geomorfólogos faziam uso de recursos técnicos simples, como croquis, inclinômetros, teodolitos, altímetros e fotografias para representar fatos e fenômenos geomorfológicos. Karl Gilbert (1843-1918), por exemplo, elaborou explicações para as espetaculares paisagens do oeste americano por meio de desenhos com grande riqueza de detalhes (GILBERT, 1877). Com o passar dos anos, as representações do relevo se tornaram cada vez mais sofisticadas. Nas últimas décadas, os aperfeiçoamentos computacionais (*hardware* e *software*) e novos sensores remotos imageadores, de radar e sonar, com melhoras nas suas resoluções espaciais, radiométricas e temporais, levaram ao aumento das informações sobre a superfície terrestre, proporcionando novas bases para o desenvolvimento de novas metodologias de análise dos fenômenos geomorfológicos (TAROLLI et al., 2009; TAROLLI, 2014).

Os dados altimétricos obtidos por diferentes tipos de sensores instrumentalizaram a Geomorfologia moderna com os chamados Modelos Digitais de Elevação (MDEs), que são representações matemáticas da distribuição espacial de uma superfície real. Os MDEs possibilitam uma melhor visualização e interpretação do relevo (e.g.: reconhecimento e mapeamento interativo); o reconhecimento automático e a quantificação geomorfológica (e.g.: extração de parâmetros morfométricos); a extração automática de redes de drenagem e reconhecimento de

padrões de drenagem; e a extração das formas do relevo através de algoritmos semiautomatizados ou totalmente automatizados (EVANS et al., 2009).

A Missão Topográfica Radar *Shuttle* (*Shuttle Radar Topography Mission* – SRTM) produziu o primeiro banco de dados topográfico com cobertura continental quase global, entre as latitudes 56°S e 60°N, com resolução entre 1 arco-segundo (~ 30m) e 3 arco-segundos (~ 90m). Estes MDEs favoreceram o desenvolvimento das pesquisas em Geomorfologia no Brasil, sendo de grande importância, principalmente, para as regiões carentes de mapas topográficos em escalas de semidetalhe, como destacam Grohmann e Riccomini (2008). Outra importante iniciativa de democratização dos dados topográficos em todo o mundo se faz pelo site *OpenTopography* ([www.opentopography.org](http://www.opentopography.org)), que possui amplo catálogo de dados topográficos de diferentes fontes. Apesar da imensa contribuição no desenvolvimento das pesquisas, estes MDEs globais, incluindo aqueles advindos de outras missões e satélites como o ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*), ASTER GDEM (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer – Global Digital Elevation Model*), não são adequados para estudos de fenômenos que ocorrem em escala de detalhe e apresentam limitações ao representar relevos de elevado gradiente (YANG et al., 2011).

Segundo Kohler (2001), na Geomorfologia há sempre uma necessidade de adequação entre a escala cartográfica de representação e a escala do fenômeno representado. Neste sentido, quanto menor a escala espacial de um fenômeno geomorfológico, maior a influência dos processos endógenos e assim, mais regredimos na escala temporal. Em contrapartida, quanto maior a escala espacial de um fenômeno geomorfológico, maior a influência dos processos exógenos e mais nos aproximamos do tempo atual. Desta forma, para grande parte da pesquisa geomorfológica, há demanda de uma maior “aproximação cartográfica” dos processos que ocorrem na escala de uma bacia de drenagem, de uma encosta ou mesmo de poucos metros quadrados.

Levantamentos de maior detalhe exigem maior esforço de campo e equipamentos, como receptores GNSS (*Global Navigation Satellite System*) de portadoras com precisão satisfatória para a aplicação de técnicas DGPS (*Differential Global Position System*) e EDMs (*Electromagnetic Distance Measuring*), como teodolitos modernos e estações totais. Contudo, estes equipamentos apresentam limitações, como taxas lentas de aquisição de dados, altos custo e restrições de

alcance devido a dificuldades impostas pela topografia e pela vegetação (ROERING et al., 2013).

O LiDAR (*Light Detection And Ranging*) surgiu, desta forma, como uma alternativa eficiente na obtenção de informações topográficas de detalhe, mesmo em superfícies montanhosas e densamente florestadas, aumentando bastante a capacidade de coleta de dados. Segundo Tarolli (2014), as características mais importantes desta tecnologia, em relação às tecnologias tradicionais, são a filtragem e classificação dos pontos do terreno e da vegetação e a geração de Modelos Digitais do Terreno (MDT) e Modelos Digitais da Superfície (MDS) com alta resolução espacial.

Neste capítulo, será apresentada uma breve revisão que trata do surgimento e evolução dos sistemas de varredura *laser* terrestre e aerotransportado no contexto das geociências e, em especial, na Geomorfologia, com ênfase para as aplicações em estudos de caso sobre os movimentos gravitacionais de massa.

## 2.2 O SISTEMA LIDAR: PRINCIPAIS CARACTERÍSTICAS

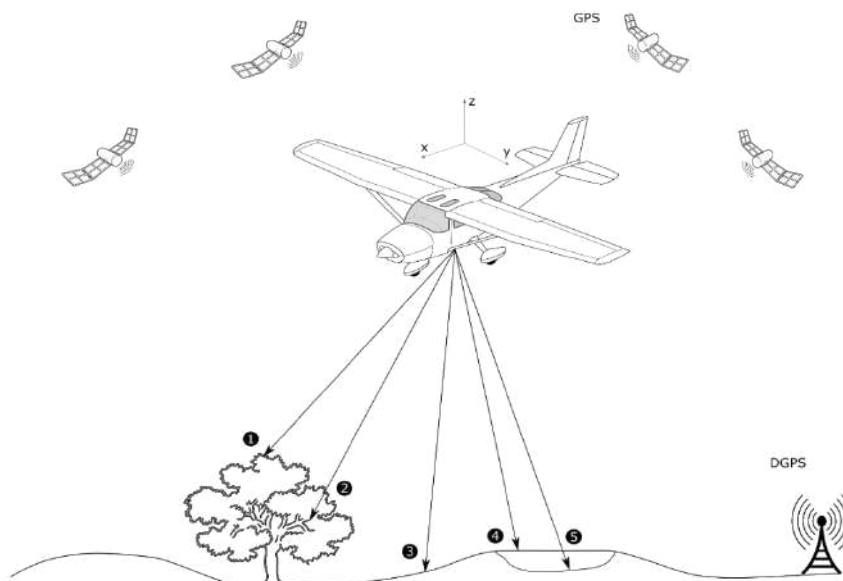
A palavra *laser* é um acrônimo de (*Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*). Na década de 60, a agência do Governo Federal dos Estados Unidos “*National Aeronautics and Space Administration*” (NASA), utilizou *lasers* para realizar medidas de distância entre a Terra e refletores instalados na Lua pela missão Apollo (WENG, 2011). Ainda nos anos 60, dispositivos de medição de alta resolução, comumente conhecidos como *laser range finders* ou *LAser Detection and Ranging* (LADAR) ou ainda *Light Detection and Ranging* (LiDAR), foram desenvolvidos para fins militares (BROOKER, 2009; PETRIE e TOTH, 2018). Posteriormente os *lasers* passaram a ser utilizados em aplicações civis, na engenharia e indústria (anos 70) e mais tarde, nos anos 80 e 90, se difundindo para as mais diferentes aplicações em sistemas ambientais, principalmente devido aos avanços computacionais e das tecnologias de georreferenciamento direto em meados dos anos 90 (LARGE e GEORGE, 2009; PETRIE e TOTH, 2018).

Os sistemas de escaneamento a *laser* atuam com sensores ativos e operam segundo princípios similares ao sistema de RADAR (*Radio Detection and Ranging*). Entretanto, ao invés de usar ondas de rádio para localizar os objetos de interesse, o LiDAR utiliza os comprimentos de ondas mais curtas do espectro eletromagnético.

Estes sistemas foram desenvolvidos inicialmente de duas formas, dependendo da posição do sensor: i) sistemas operados em plataformas espaciais e sistemas aerotransportados, ou escaneamento aerotransportado por *laser* - *airborne laser scanning* (ALS) - operados a partir de aeronaves de asa fixa, helicópteros e drones, também denominados Veículos Aéreos não Tripulados (VANTs); ii) sistemas de escaneamento terrestres, ou escaneamento terrestre por *laser* - *terrestrial laser scanning* (TLS) - incluindo sistemas de varreduras estacionárias e varreduras móveis, em um veículo em movimento.

Levantamentos com ALS são normalmente realizados visando cobrir grandes áreas ( $> 1\text{km}^2$ ). A posição  $x$ ,  $y$  e  $z$  de cada ponto obtido por ALS é gerada a partir dos componentes: i) um sensor *laser* que produz e emite pulsos *laser* ou *laser* em comprimento de onda contínua; ii) um Sistema Inercial de Navegação - *Inertial Navigation System* (INS); iii) um receptor GPS (*Global Position System*) que opera em uma plataforma aerotransportada e uma rede GPS que opera em terra de forma conjugada (Figura 1). Métricas do terreno, como elevação, altitude e as distâncias (*ranges*) do objeto em relação ao instrumento são calculadas a partir do registro do tempo entre emissão e a recepção do sinal *laser* refletidos de um alvo. Para mais informações de natureza técnica, consultar Wehr e Lohr (1999); Mallet e Bretar (2009); Vosselman e Maas (2010), entre outros.

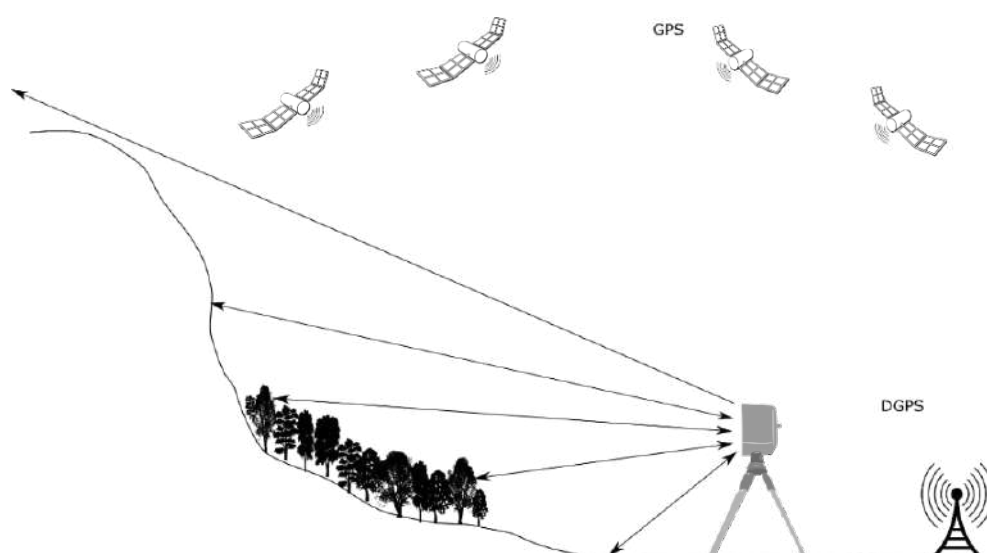
Figura 1 -. Princípios e componentes de um sistema ALS. 1 - primeiro retorno, copa da vegetação; 2 - segundo retorno, dossel da vegetação; 3 - primeiro retorno, terreno; 4 - primeiro retorno, espelho d'água; 5 - retorno do laser verde (aplicado em topobatimetria).



Fonte: Figura criada por Francisco Dourado da Silva.

Os TLS surgiram posteriormente, na década de 90 e são uma evolução dos EDMs, e muito se beneficiaram da tecnologia desenvolvida pelos sistemas ALS (HERITAGE e LARGE, 2009; JABOYEDOFF, OPPIKOFER, ABELLÁN, et al., 2012). Diferentemente das varreduras ALS, estes equipamentos são operados a partir de uma base fixa, como por exemplo, um tripé. O sensor TLS emite um feixe *laser* que identifica o ângulo e distância dos objetos através de sua varredura regular e do tempo computado entre emissão e recepção do sinal (Figura 2). Para mais informações, consultar também Shan e Toth (2018).

Figura 2 - Princípios e componentes de um sistema TLS.



Fonte: Figura criada por Francisco Dourado da Silva.

Levantamentos ALS tripulados são realizados, atualmente, em sua grande maioria, por empresas privadas ou estatais devido às dificuldades técnicas e logísticas na operação dos equipamentos em aviões e helicópteros. Já os TLSs podem ser manipulados diretamente pelos geocientistas responsáveis pela investigação devido à sua operacionalização relativamente fácil e rápida (JABOYEDOFF et al., 2018). Levantamentos ALS podem gerar MDTs com resolução métrica à centimétrica e são mais eficazes para investigação de fenômenos geomorfológicos de maior magnitude e/ou maior alcance espacial. Vale destacar que, cada vez mais, sensores de varredura *laser* vem sendo operados embarcados em VANTs, o que facilita a aquisição de dados por operadores menos especializados.

Os TLSs podem gerar MDTs com resolução centimétrica à milimétrica, abarcam áreas muito menores e, portanto, são ideais para investigar os processos que ocorrem na escala de um único evento. A portabilidade dos TLSs torna possível a realização de repetidas leituras em um curto intervalo de tempo. É ideal para trabalhos de monitoramento contínuo, como em alguns estudos sobre movimentos gravitacionais de massa, migrações de dunas, erosões costeiras etc.; assim como para levantamentos de informações referente a processos que demandam respostas imediatas, como aqueles que representam risco de desastres por fenômenos naturais. Todavia, apesar da resolução espaço/temporal do TLS ser mais detalhada, a qualidade do resultado depende de uma boa perspectiva do equipamento e do alcance do sensor (JABOYEDOFF et al., 2018).

### 2.3 O LIDAR NAS GEOCIÊNCIAS E NA GEOMORFOLOGIA

Os primeiros testes utilizando sensores *laser* aerotransportados para obtenção de informações da superfície da terra foram realizados na década de 60 (MILLER, 1965; SHEPHERD, 1965). Já no ano de 1979, um sistema escaneamento *laser* aerotransportado foi utilizado pela NASA e pelo corpo de engenharia das forças armadas dos Estados Unidos no mapeamento topográficos de perfis transversais em uma bacia hidrográfica florestada, localizada próximo a Memphis, no estado do Tennessee (KRABILL et al., 1984). No início dos anos 90 a técnica foi utilizada em um dos primeiros trabalhos nas geociências, também conduzido pela NASA, em levantamento que visava avaliar mudanças topográficas das camadas de gelo na Groenlândia (KRABILL et al., 1995; KRABILL et al., 1999; KRABILL et al., 2002).

No final da década de 90, os equipamentos utilizados em levantamentos *laser* se tornaram comercialmente mais acessíveis, compactos, leves e eficientes, apesar dos altos preços e da necessidade de mão de obra altamente capacitada para operá-los (SLATTON et al., 2007). Com o passar dos anos, melhoramentos tecnológicos permitiram que um número maior de pontos *laser* alcançasse a superfície do terreno. Com o avanço na capacidade de representação topográfica em mais de duas ordens de magnitude, feições como cicatrizes de escorregamentos, voçorocas, ravinas, leito de canais fluviais, pequenos afloramentos rochosos, entre outros, passaram a ser identificados e mapeados, aumentando consideravelmente o número de trabalhos publicados (DERRON e JABOYEDOFF, 2010; ROERING et al., 2013).

A crescente produção de trabalhos que fazem uso de MDTs LiDAR nas geociências ampliam nossa compreensão dos processos físicos que modelam a superfície terrestre e suas diversas aplicações foram objeto de revisões bibliográficas que podem ser consultadas em Roering et al. (2013); Tarolli (2014); Telling et al. (2017); Okyay et al. (2019). O assunto também vem sendo abordado em livros que tratam do tema de forma técnica e/ou por meio de estudos de caso, como em “*Laser Scanning for the Environmental Sciences*” (HERITAGE et al., 2009), “*Airborne and Terrestrial Laser Scanning*” (VOSSELMAN e MAAS, 2010), “*LiDAR Remote Sensing and Applications*” (DONG e CHEN, 2018), entre outros (NEFF, 2018; SHAN e TOTH, 2018).

### **2.3.1 Aplicações em Pesquisas sobre Movimentos Gravitacionais de Massa**

Pesquisas relacionadas a movimentos gravitacionais de massa estão entre aquelas que mais se beneficiam dos avanços trazidos pelos sistemas de escaneamento a *laser* nos últimos anos, como demonstram os trabalhos de revisão de Guzzetti et al. (2012); Jaboyedoff, Oppikofer, Abellan, et al. (2012); Jaboyedoff et al. (2018). Vale ressaltar também a publicação do livro “*Laser scanning applications in landslide assessment*” (PRADHAN, 2017), que traz diferentes estudos de caso sobre o tema. Dentre as aplicações mais importantes, destacaremos: i) a identificação e mapeamento (manual, automático e semiautomático) das cicatrizes dos escorregamentos, das corridas de detritos e das discontinuidades das estruturas rochosas; ii) datação de escorregamentos; iii) monitoramento e caracterização multitemporal dos movimentos gravitacionais de massa.

De acordo com Guzzetti et al. (2012), a qualidade de um inventário de escorregamentos depende da sua acurácia e da assertividade das informações que aparecem no mapa. Tradicionalmente, fotografias aéreas, curvas de nível e expedições de campo são utilizados para identificar cicatrizes e produzir os inventários de movimentos gravitacionais de massa. Entretanto, as bases topográficas obtidas por levantamentos tradicionais não são suficientemente detalhadas para extrair as informações sobre formas do terreno (assinaturas) que indicam a ocorrência destes processos em áreas florestadas. Neste sentido, Ardizzone et al. (2007) compararam um inventário de escorregamentos multitemporal produzido por aerolevantamento e mapeamentos de campo com um mapeamento realizado sobre um MDT (ALS) na

região central da Itália. O inventário obtido a partir do MDT LiDAR mostrou um aumento de 27% no número de escorregamentos e redução de 39% da área das cicatrizes mapeadas. Além de identificar um número maior de cicatrizes, os MDTs produzidos por varredura laser também permitem distinguir as feições topográficas originadas por movimentos gravitacionais de massa, como a superfície de ruptura, as escarpas internas, zonas de transporte, zonas de deposição ou mesmo geometrias complexas (BURNS e MADIN, 2009; GUZZETTI et al., 2012; VAN DEN EECKHAUT et al., 2012; ARAÚJO et al., 2019). Estas informações auxiliam na interpretação das tipologias dos movimentos gravitacionais de massa e subsidiam discussões importantes para melhorar compreensão dos seus mecanismos de deflagração. Vale destacar também que a correta identificação e delimitação das cicatrizes de escorregamentos é fundamental para a validação dos modelos de estabilidade de base física, assim como para a calibração e validação dos modelos estatísticos, sem a qual a qualidade dos resultados pode ser questionada.

Para trabalhos de mapeamento e inventariamento de movimentos gravitacionais de massa em áreas florestada, opta-se, frequentemente, pelo sistema de varredura *laser* aerotransportado em detrimento do escaneamento terrestre por *laser* (RAZAK et al., 2011; GUZZETTI et al., 2012; CHIGIRA et al., 2013; ARAÚJO et al., 2019; GÖRÜM, 2019; PÁNEK et al., 2019). Este tipo de varredura permite identificar movimentos gravitacionais de massa recentes, mas também cicatrizes e assinaturas topográficas de instabilidades muito antigas, como nos trabalhos de Schulz (2007); Van Den Eeckhaut et al. (2007); Mackey et al. (2011). Chigira et al. (2013) apresentam um bom exemplo de como estes MDTs podem ser utilizados na identificação de feições topográficas que podem indicar instabilidades. A área de estudo dos autores foi atingida por um tufão que deflagrou aproximadamente 70 grandes escorregamentos, causando fatalidades no Japão. Um exame detalhado sobre um MDT LiDAR, obtido antes do evento, revelou que nos locais onde 10 destes escorregamentos ocorreram havia deformações gravitacionais, como pequenas escarpas e depressões lineares, posteriormente reativadas.

Mckean e Roering (2004) foram, provavelmente, os primeiros autores a utilizarem uma abordagem automatizada de detecção de escorregamentos por meio da determinação dos padrões espaciais da rugosidade do terreno em um MDT LiDAR. Já Van Den Eeckhaut et al. (2012) utilizaram análise orientada ao objeto para mapear escorregamentos de forma semiautomática, a partir de mapas derivados de um MDT



LiDAR, como curvatura, ângulo de encosta e rugosidade. Outras abordagens utilizando diferentes técnicas para detecção automática e semiautomática de movimentos gravitacionais de massa podem ser consultadas em Glenn et al. (2006); Ardizzone et al. (2007); Booth et al. (2009); Berti et al. (2013); Palenzuela et al. (2015).

Contudo, as cicatrizes de escorregamento tendem a se suavizar com o tempo. Métodos de datação absoluta são utilizados para estabelecer uma relação entre as “diferentes rugosidades” das feições de escorregamento e sua idade. Lahusen et al. (2016), dataram escorregamentos por radiocarbono para calibrar uma função rugosidade/idade que prediz como a rugosidade de depósitos de escorregamentos se suavizam com o tempo. Semelhantemente, Cerovski-Darriau et al. (2014) utilizaram a técnica de termocrologia para definir uma relação entre rugosidade e idade para demonstrar a importância dos escorregamentos na evolução do relevo em sua área de estudo, estimar o volume de material erodido e quantificar como a erosão varia com o tempo. Já Petschko et al. (2014) estimaram a idade relativa dos escorregamentos segundo índices geomorfológicos obtidos de um MDT (ALS) e imagens de ortofotos. Os autores destacam que na modelagem estatística, algumas variáveis explicativas dos escorregamentos observadas atualmente podem ter sido diferentes no passado, como o uso e cobertura, induzindo o operador do modelo ao erro quando cicatrizes de diferentes idades são agrupadas.

O LiDAR também vem sendo empregado no monitoramento e caracterização multitemporal de escorregamentos e rastejos. O monitoramento do deslocamento de uma encosta normalmente é feito utilizando DGPS, estações totais e inclinômetros, em pontos específicos da encosta. Com o advento dos sistemas de varredura *laser* terrestre, tornou-se possível entender o deslocamento de toda a seção da encosta, e não somente em alguns poucos pontos específicos. Neste sentido, repetidas varreduras com TLS vem demonstrando excelentes resultados em estudos de monitoramento e, consequentemente, na compreensão dos principais mecanismos de falha dos movimentos gravitacionais de massa (TRAVELLETTI et al., 2008; BALDO et al., 2009; JABOYEDOFF et al., 2009; BARBARELLA et al., 2013). Travelletti et al. (2008) realizaram um experimento de chuva controlada a fim de compreender a cinemática de um escorregamento de lama (*mudslide*) em uma parcela de 120 m<sup>2</sup>. O experimento de chuva foi conduzido durante quatro dias consecutivos e foi monitorado diariamente por três sensores TLS e 31 piezômetros instalados em diferentes

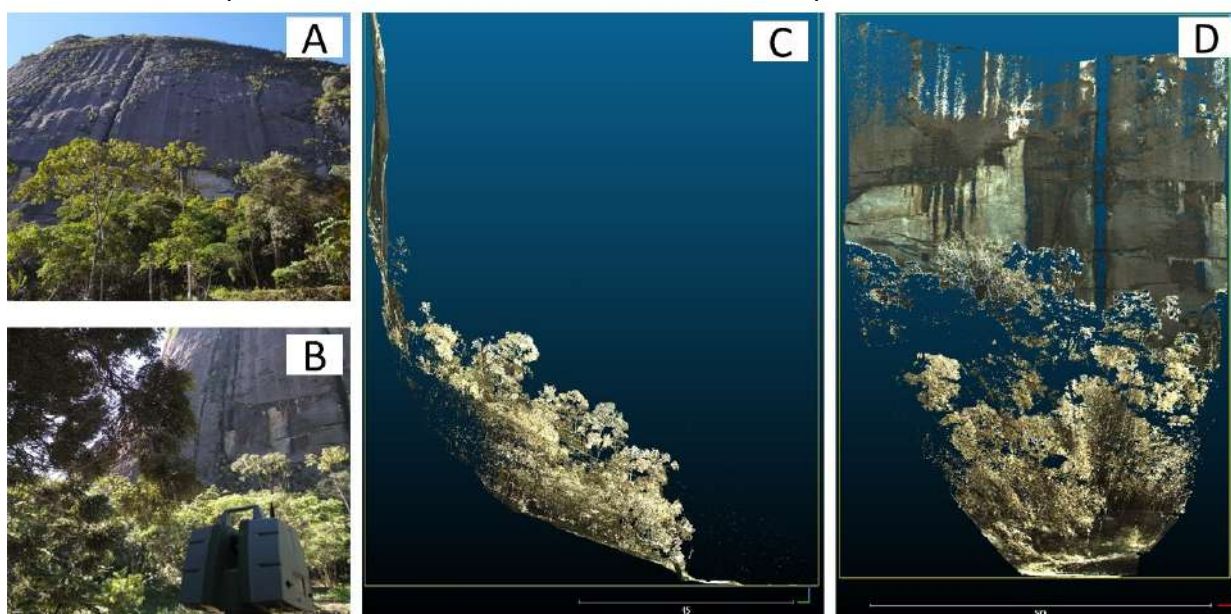
profundidades. Desta forma, foi possível medir o deslocamento médio (velocidade), a direção e o mergulho do escorregamento na parcela de estudo.

Estudos sobre corridas de detritos também fazem uso de sensores LiDAR para a identificação e caracterização dos padrões espaciais das áreas fonte e de propagação das corridas de detritos (BULL et al., 2010; VENTURA et al., 2011; BLASONE et al., 2014; PRADHAN e BAKAR, 2017; CUCCHIARO et al., 2019), assim como das zonas de deposição (STALEY et al., 2006). Ainda, MDTs LiDAR viabilizam uma maneira fácil de quantificar os volumes de deposição das corridas de detritos, como nos trabalhos de Bull et al. (2010); Bremer e Sass (2012). Uma das principais abordagens dentro desta temática se faz pela análise multitemporal e da diferença entre MDTs (*DTMs of Difference - DoDs*) para, por exemplo, monitorar, quantificar mudanças morfológicas e estimar o balanço de sedimentos das corridas de detritos (BULL et al., 2010; VENTURA et al., 2011; BLASONE et al., 2014; CAVALLI et al., 2017; CUCCHIARO et al., 2019). Em estudo realizado por (CUCCHIARO et al., 2019), os autores utilizaram a análise multitemporal e *DoDs* para compreender a dinâmica dos sedimentos das corridas de detritos em um canal de drenagem onde barragens de controle foram construídas. Os autores demonstraram que as barragens mais novas afetam a transferência de sedimentos, não somente no canal principal, mas também modificam a relação de conectividade encosta/canal, alterando as vias de sedimento na área de estudo.

Por fim, estudos relacionados aos processos gravitacionais de quedas de blocos, tombamentos, rolamentos e deslocamentos utilizam LiDAR em diferentes frentes de pesquisa. A análise das discontinuidades, por exemplo, é essencial para a compreensão das estruturas das rochas e dos mecanismos responsáveis pela deflagração desses processos. Estas análises e medições são realizadas, tradicionalmente, em trabalhos de campo, através do uso de instrumentos como trenas, bussolas geológicas, GPS, altímetros, entre outros, e são feitas de forma pontual. Os *scanners* terrestres possuem ângulo de visada ideal para mapeamento de encostas íngremes e executam extensas coberturas remotas para realização de medidas indiretas, fornecendo uma descrição geométrica 3D acurada, mesmo em superfícies de afloramento parcialmente recobertas por vegetação (GIGLI e CASAGLI, 2011; ABELLAN et al., 2014; ASSALI et al., 2016) (Figura 3). Desta forma, os sistemas TLS possibilitam uma melhor compreensão geométrica das discontinuidades que podem afetar a estabilidade das encostas rochosas (FERRERO et al., 2009; GIGLI e

CASAGLI, 2011; RIQUELME et al., 2014; ASSALI et al., 2016; RIQUELME et al., 2018) para, por exemplo, identificar e quantificar fraturas pretéritas que fornecem bases para o cálculo das taxas de erosão para melhor compreensão da evolução do relevo (GUERIN et al., 2019). Ainda, múltiplas varreduras TLS são realizadas para detecção/monitoramento das deformações indicativas de eventos futuros, identificação dos mecanismos de ruptura, cálculo das mudanças de volume, da relação de magnitude-frequência, entre outros (ABELLAN et al., 2010; STRUNDEN et al., 2015; LI et al., 2019).

Figura 3 – Exemplo de varredura TLS para estudo de descontinuidades em paredão rochoso. Em A), paredão rochoso localizado na Bacia do Rio Bonfim, em Petrópolis -RJ. Em B), localização do sensor TLS em relação ao paredão. Em C), nuvem de pontos adquiridas com TLS em perfil do paredão e talus deposicional e em D), nuvem de pontos de dados adquiridos com sensor TLS de visada frontal ao paredão rochoso.



Fonte: Pesquisa em andamento realizada pelo Laboratório de Monitoramento e Modelagem Pedogeomorfológica (LAMPEGE), na UFRJ. Imagens de Rafaela Soares Niemann.

## 2.4 DESAFIOS FUTUROS

Para ser uma ciência completa das formas e das paisagens a Geomorfologia não deve se limitar geograficamente às porções terrestres (BAKER, 2008). Segundo o autor, alçar-se para além da Terra, em busca de informações sobre corpos extraterrestres, tem sido uma empreitada que avança na fronteira do conhecimento geomorfológico. Métodos de captura indireta para obtenção de informações topográficas utilizando *laser* vem sendo usados nessa empreitada, a exemplo do

primeiro mapeamento topográfico global da Lua, na missão *Clementine* (SMITH et al., 1997) e pelos sistemas *Mars Orbiter Laser Altimeter* (MOLA), em Marte (SMITH et al., 2001), *Mercury Laser Altimeter* (MLA), em Mercúrio (CAVANAUGH et al., 2007) e *Lunar Orbiter Laser Altimeter* (LOLA), na Lua (SMITH et al., 2010).

As aplicações do MOLA em Geomorfologia Planetária contemplam, por exemplo, estudos sobre a morfologia de paleo-depósitos deltaicos (FAWDON et al., 2018; BRAMBLE et al., 2019), o mapeamento de sistemas de falhas e detecção de atividades tectônicas (LEFORT et al., 2015; SENTHIL KUMAR et al., 2019), processos hidrológicos e de transporte de sedimentos em bacias hidrográficas (NICHOLSON et al., 2013), identificação de domínios geomorfológicos e seus processos de formação (DIOT et al., 2014), mapeamento e dinâmica dos movimentos gravitacionais de massa (BRUNETTI et al., 2014; MAZZANTI et al., 2016; SENTHIL KUMAR et al., 2019), entre outros que podem ser consultados no livro “*Martian Geomorphology*” (BALME et al., 2011) e em Sun (2018).

Segundo Telling et al. (2017), algumas mudanças em relação à tecnologia TLS são esperadas e irão impactar as ciências da terra, como: i) varreduras autônomas repetidas para detecção de mudanças no terreno sem a necessidade de visitas periódicas do operador - autonomia remota que ajudará a contar uma história mais uniforme consistente do fenômeno estudado; ii) aumento do alcance da varredura *laser* e iii) fusão da nuvem de pontos com fotografias digitais e imagens hiperespectrais. A fusão destas tecnologias ajudará não só na representação 3D do fenômeno estudado, mas na discriminação das propriedades dos materiais da cena.

Ackermann (1999) acredita que a precisão absoluta dos sistemas de varredura *laser* aerotransportado ainda será aumentada, permitindo, por exemplo, que voos mais altos cubram áreas ainda maiores. O autor também vislumbra a possibilidade da fusão dos dados geométricos obtidos pelo sensor *laser* aerotransportados com imagens multiespectrais, aumentando consideravelmente as aplicações em sensoriamento remoto.

Entretanto, segundo Jaboyedoff, et al. (2012), o verdadeiro desafio está relacionado ao desenvolvimento de novos métodos que permitam extrair o máximo de benefícios dos MDTs obtidos pelo LiDAR. De acordo com os autores, embora, grandes avanços tenham sido alcançados do ponto de vista geométrico (e.g., cálculo da área e do volume), a maior parte dos modelos conceituais ainda permanecem presos ao passado. Desta forma, para além dos ganhos de caráter técnico, novas

tecnologias nos encorajam a observar e explorar o mundo sob uma nova ótica, alterando nossa percepção de como a terra se organiza e funciona (ROERING et al., 2013). A tecnologia LiDAR apresenta uma perspectiva aprimorada de algo com o qual os geomorfologistas estão familiarizados, “a superfície da terra”. Segundo os autores supracitados, a difusão dessa tecnologia teria o poder de mudar fundamentalmente nossas habilidades cognitivas, influenciando a maneira como percebemos a paisagem em campo e nos incentivando a revisitar e redefinir antigos procedimentos.

## 2.5 CONCLUSÕES

A Geomorfologia é a ciência que estuda as formas do relevo, sua gênese, composição e os processos responsáveis pelo seu modelado. As formas do relevo são a expressão espacial da superfície terrestre e sua correta representação instrumentaliza a ciência geomorfológica com dados valiosos para a pesquisa científica. Embora os levantamentos de campo ainda façam parte de uma importante rotina no trabalho dos geomorfologistas (e continuarão a fazer), as tecnologias remotas para a obtenção de dados, como aerofotogrametria, interferometria por radar de satélite, sensores remotos passivos embarcados em satélites etc., aumentam, sobremaneira, nosso conhecimento sobre a superfície terrestre.

O LiDAR surge como uma tecnologia que possibilita uma maior aproximação cartográfica dos fenômenos geomorfológicos que ocorrem em escala de detalhe. Levantamentos ALS são normalmente realizados para cobrir áreas maiores que 1km<sup>2</sup> e representam fenômenos de maior magnitude e/ou maior alcance espacial. Já os equipamentos TLS são mais portáteis e possuem resolução espacial centimétrica a milimétrica. São, portanto, ideias para a representação e monitoramento de fenômenos que demandam maior detalhamento e processos que exigem respostas imediatas, como aqueles associados a riscos naturais. Neste texto apresentamos algumas das principais aplicações destes sensores em estudos de movimentos gravitacionais de massa, quais sejam: i) a identificação e mapeamento das cicatrizes dos escorregamentos, das corridas de detritos e das discontinuidades das estruturas rochosas; ii) datação de escorregamentos e iii) monitoramento e caracterização multitemporal dos movimentos gravitacionais de massa.

Ainda que o custo relativo dos equipamentos de varredura *laser* e a contratação de levantamentos para a obtenção de dados topográficos de detalhe sejam altos, os

avanços tecnológicos e o aumento das demandas vêm tornando estes equipamentos mais portáteis, eficientes e acessíveis. Iniciativas de democratização dos dados topográficos LiDAR, como o por exemplo, pelo site *OpenTopography*, também tornam estas informações mais acessíveis e proporcionam grande oportunidade para o desenvolvimento da pesquisa geomorfológica. Por fim, destacamos que estes avanços tecnológicos devem estimular o desenvolvimento de novas abordagens metodológicas e de um novo olhar sobre as questões que interrogam a ciência geomorfológica. Este novo olhar enriquece as discussões teóricas, e este é o ponto mais importante, o avanço da ciência.

## 2.6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABELLAN, A. et al. Detection and spatial prediction of rockfalls by means of terrestrial laser scanner monitoring. **Geomorphology**, v. 119, p. 162-171, 2010. ISSN 0169-555X.

ABELLAN, A. et al. Terrestrial laser scanning of rock slope instabilities. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 39, p. 80-97, 2014.

ACKERMANN, F. Airborne laser scanning: present status and future expectations. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2–3, p. 64-67, 7// 1999. ISSN 0924-2716.

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. e GORAYEB, A. (Ed.). **XVIII SBFA: Geografia física e as mudanças globais**. Fortaleza, CE: UFC, 2019. cap. Geotecnologias e Modelagem aplicada aos Estudos Ambientais, p.1-5. ISBN 978-85-7282-778-2.

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.

ASSALI, P. et al. Solid images for geostructural mapping and key block modeling of rock discontinuities. **Computers & Geosciences**, v. 89, p. 21-31, 2016. ISSN 0098-3004..

BAKER, V. R. Planetary landscape systems: a limitless frontier. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 33, n. 9, p. 1341-1353, 2008.

BALDO, M. et al. LIDAR monitoring of mass wasting processes: The Radicofani landslide, Province of Siena, Central Italy. **Geomorphology**, v. 105, n. 3-4, p. 193-201, 2009. ISSN 0169555X.

BALME, M. R. et al., Eds. **Martian Geomorphology**. Geological Society Special Publications n° 356. London: The Geological Society, p.307, Geological Society Special Publications n° 356ed. 2011.

BARBARELLA, M.; FIANI, M.; LUGLI, A. Landslide monitoring using multitemporal terrestrial laser scanning for ground displacement analysis. **Geomatics, Natural Hazards and Risk**, v. 6, n. 5-7, p. 398-418, 2013. ISSN 1947-5705

BERTI, M.; CORSINI, A.; DAEHNE, A. Comparative analysis of surface roughness algorithms for the identification of active landslides. **Geomorphology**, v. 182, p. 1-18, 2013. ISSN 0169-555X.

BLASONE, G. et al. Monitoring sediment source areas in a debris-flow catchment using terrestrial laser scanning. **CATENA**, v. 123, p. 23-36, 2014. ISSN 0341-8162.

BOOTH, A. M.; ROERING, J. J.; PERRON, J. T. Automated landslide mapping using spectral analysis and high-resolution topographic data: Puget Sound lowlands, Washington, and Portland Hills, Oregon. **Geomorphology**, v. 109, n. 3-4, p. 132-147, 2009. ISSN 0169555X.

BRAMBLE, M. S. et al. Testing the deltaic origin of fan deposits at Bradbury Crater, Mars. **Icarus**, v. 319, p. 363-366, 2019. ISSN 00191035.

BREMER, M.; SASS, O. Combining airborne and terrestrial laser scanning for quantifying erosion and deposition by a debris flow event. **Geomorphology**, v. 138, n. 1, p. 49-60, 2012. ISSN 0169-555X.

BROOKER, G. M. **Introduction to Sensors for Ranging and Imaging**. SciTech Publishing, 2009.

BRUNETTI, M. T. et al. Analysis of a new geomorphological inventory of landslides in Valles Marineris, Mars. **Earth and Planetary Science Letters**, v. 405, p. 156-168, 2014. ISSN 0012821X.

BULL, J. M. et al. Assessing debris flows using LIDAR differencing: 18 May 2005 Matata event, New Zealand. **Geomorphology**, v. 124, n. 1, p. 75-84, 2010. ISSN 0169-555X.

BURNS, W. J.; MADIN, I. **Protocol for inventory mapping of landslide deposits from light detection and ranging (lidar) imagery**. Portland, OR. 2009

CAVALLI, M. et al. Assessment of erosion and deposition in steep mountain basins by differencing sequential digital terrain models. **Geomorphology**, v. 291, p. 4-16, 2017. ISSN 0169-555X.

CAVANAUGH, J. F. et al. The Mercury Laser Altimeter Instrument for the MESSENGER Mission. v. 131, n. 1, p. 451-479, August 01 2007. ISSN 1572-9672.

CEROVSKI-DARRIAU, C. et al. Quantifying temporal variations in landslide-driven sediment production by reconstructing paleolandscapes using tephrochronology and

lidar: Waipaoa River, New Zealand. **Geochemistry, Geophysics, Geosystems**, v. 15, n. 11, p. 4117-4136, 2014. ISSN 1525-2027.

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.

CUCCHIARO, S. et al. Multi-temporal analysis of the role of check dams in a debris-flow channel: Linking structural and functional connectivity. **Geomorphology**, v. 345, p. 106844, 2019. ISSN 0169-555X.

DERRON, M. H.; JABOYEDOFF, M. Preface "LIDAR and DEM techniques for landslides monitoring and characterization". **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 10, n. 9, p. 1877-1879, 2010. ISSN 1684-9981.

DIOT, X. et al. The geomorphology and morphometry of the banded terrain in Hellas basin, Mars. **Planetary and Space Science**, v. 101, p. 118-134, 2014/10/15/ 2014. ISSN 0032-0633.

DONG, P.; CHEN, Q., Eds. **LiDAR Remote Sensing and Applications**. Remote Sensing Applications: CRC Press, p.200, Remote Sensing Applicationsed. 2018.

EVANS, I. S.; HENGL, T.; GORSEVSKI, P. Applications in Geomorphology. In: HENGL, T. e REUTER, H. I. (Ed.). **Geomorphometry: concepts, software, applications**: Elsevier, 2009. cap. 22, p.497-525.

FAWDON, P. et al. The Hypanis Valles delta: The last highstand of a sea on early Mars? **Earth and Planetary Science Letters**, v. 500, p. 225-241, 2018. ISSN 0012-821X.

FERRERO, A. M. et al. Advanced Geostructural Survey Methods Applied to Rock Mass Characterization. **Rock Mechanics and Rock Engineering**, v. 42, n. 4, p. 631-665, 2009. ISSN 1434-453X.

GIGLI, G.; CASAGLI, N. Semi-automatic extraction of rock mass structural data from high resolution LIDAR point clouds. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, v. 48, n. 2, p. 187-198, 2011. ISSN 1365-1609.

GILBERT, G. K. **Report on the Geology of the Henry Mountains**. Washington, D. C., p.212. 1877

GLENN, N. F. et al. Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity. **Geomorphology**, v. 73, n. 1-2, p. 131-148, 2006.

GÖRÜM, T. Landslide recognition and mapping in a mixed forest environment from airborne LiDAR data. **Engineering Geology**, v. 258, p. 105155, 2019. ISSN 0013-7952.



GROHMANN, C. H.; RICCOMINI, C. Aplicações dos modelo de elevação SRTM em geomorfologia. **Rev. Geogr. Acadêmica**, v. 2, n. 2, p. 73-83, 2008. ISSN 1678-7226.

GUERIN, A. et al. Quantifying 40 years of rockfall activity in Yosemite Valley with historical Structure-from-Motion photogrammetry and terrestrial laser scanning. **Geomorphology**, v. 356, p. 107069, 2019. ISSN 0169-555X.

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.

HERITAGE, G.; CHARLTON, M.; LARGE, A., Eds. **Laser scanning for the environmental sciences**: Wiley-Blackwell, p.278ed. 2009.

HERITAGE, G.; LARGE, A. R. G. Principles of 3D laser scanning. In: HERITAGE, G.;CHARLTON, M., et al (Ed.). **Laser scanning for the environmental sciences**: Wiley-Blackwell, 2009. p.278.

JABOYEDOFF, M. et al. Mapping and Monitoring of Landslides Using LIDAR. In: (Ed.). **Natural Hazards: Earthquakes, Volcanoes, and Landslides**: CRC Press Taylor & Francis Group, 2018. p.397-420.

JABOYEDOFF, M. et al. Use of terrestrial laser scanning for the characterization of retrogressive landslides in sensitive clay and rotational landslides in river banks. **Canadian Geotechnical Journal**, v. 46, n. 12, p. 1379-1390, 2009.

JABOYEDOFF, M. et al. Use of LIDAR in landslide investigations: a review. **Natural Hazards**, v. 61, p. 5-28, 2012. ISSN 1106901096.

JPL. Jet Propulsion Laboratory (JPL) - California Institute of Technology: Shuttle Radar Topography Mission (SRTM). 2019. Disponível em: < <https://www2.jpl.nasa.gov/srtm/> >. Acesso em: 27/10.

KOHLER, H. C. A Escala na Análise Geomorfológica. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 2, n. 1, p. 13, 2001.

KRABILL, W. et al. Rapid Thinning of Parts of the Southern Greenland Ice Sheet. **Science**, v. 283, n. 5407, p. 1522-1524, 1999.

KRABILL, W. B. et al. Aircraft laser altimetry measurement of elevation changes of the greenland ice sheet: technique and accuracy assessment. **Journal of Geodynamics**, v. 34, n. 3, p. 357-376, 2002. ISSN 0264-3707.

KRABILL, W. B. et al. Airborne Laser Topographic Mapping Results. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 50, n. 6, p. 685-694, 1984.

KRABILL, W. B. et al. Accuracy of airborne laser altimetry over the Greenland ice sheet. **International Journal of Remote Sensing**, v. 16, n. 7, p. 1211-1222, 1995. ISSN 0143-1161.

LAHUSEN, S. R. et al. Surface roughness dating of long-runout landslides near Oso, Washington (USA), reveals persistent postglacial hillslope instability. **Geology**, v. 44, n. 2, p. 111-114, 2016. ISSN 0091-7613.

LARGE, A. R. G.; GEORGE, L. H. Laser Scanning: evolution of the discipline. In: HERITAGE, G.; CHARLTON, M., et al (Ed.). **Laser scanning for the environmental sciences**: Wiley-Blackwell, 2009. cap. 1, p.1-20.

LEFORT, A. et al. Channel slope reversal near the Martian dichotomy boundary: Testing tectonic hypotheses. **Geomorphology**, v. 240, p. 121-136, 2015. ISSN 0169-555X.

LI, H.-B. et al. Quantitative assessment for the rockfall hazard in a post-earthquake high rock slope using terrestrial laser scanning. **Engineering Geology**, v. 248, p. 1-13, 2019/01/08/ 2019. ISSN 0013-7952.

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, Nov 22 2011. ISSN 1091-6490

MALLET, C.; BRETAR, F. Full-waveform topographic lidar: State-of-the-art. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 64, n. 1, p. 1-16, 2009. ISSN 09242716.

MAZZANTI, P. et al. Inferring the high velocity of landslides in Valles Marineris on Mars from morphological analysis. **Earth, Planets and Space**, v. 68, n. 1, 2016. ISSN 1880-5981.

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.

MILLER, B. Laser altimeter may aid photo mapping. **Aviat Week Space Technol**, v. 88, n. 13, p. 60-64, 1965. Disponível em: <  
<http://archive.aviationweek.com/issue/19650329> >.

NEFF, T. **The laser that's changing the World: the amazing stories behind Lidar, from 3D mapping to self-driving cars**. Prometheus Books, 2018. ISBN 9781633884670.

NICHOLSON, B. G. et al. An assessment of the fluvial geomorphology of subcatchments in Parana Valles, Mars. **Geomorphology**, v. 183, p. 96-109, 2013. ISSN 0169-555X.

OKYAY, U. et al. Airborne lidar change detection: An overview of Earth sciences applications. **Earth-Science Reviews**, v. 198, p. 102929, 2019. ISSN 0012-8252.

PALENZUELA, J. A. et al. Landslide detection and inventory by integrating LiDAR data in a GIS environment. **Landslides**, v. 12, n. 6, p. 1035-1050, 2015. ISSN 1612-510X.

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. 106852, 2019. ISSN 0169-555X.

PETRIE, G.; TOTH, C. K. Introduction to laser ranging, profiling, and scanning. In: SHAN, J. e TOTH, C. K. (Ed.). **Topographic laser ranging and scanning: principles and processing** 2<sup>a</sup>: CRC Press 2018. cap. 1, p.1-28. ISBN 9781498772273.

PETSCHKO, H.; BELL, R.; GLADE, T. Relative Age Estimation at Landslide Mapping on LiDAR Derivatives: Revealing the Applicability of Land Cover Data in Statistical Susceptibility Modelling. In: (Ed.). **Landslide Science for a Safer Geoenvironment**, 2014. Chapter 53, p.337-343. ISBN 978-3-319-05049-2

PRADHAN, B., Ed. **Laser scanning applications in landslide assessment**: Springer International Publishing, p.359ed. 2017.

PRADHAN, B.; BAKAR, S. B. A. Debris Flow Source Identification in Tropical Dense Forest Using Airborne Laser Scanning Data and Flow-R Model. In: PRADHAN, B. (Ed.). **Laser scanning applications in landslide assessment**: Springer International Publishing, 2017. cap. 5, p.85-112. ISBN 978-3-319-55342-9.

RAZAK, K. A. et al. Airborne laser scanning of forested landslides characterization: Terrain model quality and visualization. **Geomorphology**, v. 126, n. 1, p. 186-200, 2011. ISSN 0169-555X.

RIQUELME, A. et al. Automatic Mapping of Discontinuity Persistence on Rock Masses Using 3D Point Clouds. **Rock Mechanics and Rock Engineering**, v. 51, n. 10, p. 3005-3028, 2018. ISSN 1434-453X.

RIQUELME, A. J. et al. A new approach for semi-automatic rock mass joints recognition from 3D point clouds. **Computers and Geosciences**, v. 68, p. 38-52, 2014.

ROERING, J. J. et al. 'You are HERE': Connecting the dots with airborne lidar for geomorphic fieldwork. **Geomorphology**, v. 200, p. 172-183, 2013. ISSN 0169555X.

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.

SENTHIL KUMAR, P. et al. Recent seismicity in Valles Marineris, Mars: Insights from young faults, landslides, boulder falls and possible mud volcanoes. **Earth and Planetary Science Letters**, v. 505, p. 51-64, 2019. ISSN 0012821X.

SHAN, J.; TOTH, C. K., Eds. **Topographic laser ranging and scanning: principles and processing**: CRC Press, p.637, 2<sup>a</sup> ed. 2018.

SHEPHERD, E. C. Laser to watch height. **New Scientist** v. 26, n. 437, p. 33, 1965.

SLATTON, K. C. et al. Airborne Laser Swath Mapping: Achieving the resolution and accuracy required for geosurficial research. **Geophysical Research Letters**, v. 34, n. 23, p. n/a-n/a, 2007. ISSN 1944-8007.

SMITH, D. E. et al. Mars Orbiter Laser Altimeter: Experiment summary after the first year of global mapping of Mars. v. 106, n. E10, p. 23689-23722, 2001.

SMITH, D. E. et al. The Lunar Orbiter Laser Altimeter Investigation on the Lunar Reconnaissance Orbiter Mission. v. 150, n. 1, p. 209-241, January 01 2010. ISSN 1572-9672.

SMITH, D. E. et al. Topography of the Moon from the Clementine lidar. v. 102, n. E1, p. 1591-1611, 1997.

STALEY, D. M.; WASKLEWICZ, T. A.; BLASZCZYNSKI, J. S. Surficial patterns of debris flow deposition on alluvial fans in Death Valley, CA using airborne laser swath mapping data. **Geomorphology**, v. 74, n. 1, p. 152-163, 2006. ISSN 0169-555X.

STRUNDEN, J. et al. Spatial and temporal variations in rockfall determined from TLS measurements in a deglaciated valley, Switzerland. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 120, n. 7, p. 1251-1273, 2015. ISSN 21699003.

SUN, X. 1.15 - Lidar Sensors From Space. In: LIANG, S. (Ed.). **Comprehensive Remote Sensing**. Oxford: Elsevier, 2018. p.412-434. ISBN 978-0-12-803221-3.

TAROLLI, P. High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges. **Geomorphology**, v. 216, n. 0, p. 295-312, 7/1/ 2014. ISSN 0169-555X.

TAROLLI, P.; ARROWSMITH, J. R.; VIVONI, E. R. Understanding earth surface processes from remotely sensed digital terrain models. **Geomorphology**, v. 113, n. 1-2, p. 1-3, 2009. ISSN 0169555X.

TELLING, J. et al. Review of Earth science research using terrestrial laser scanning. **Earth-Science Reviews**, v. 169, p. 35-68, 2017. ISSN 0012-8252.

TRAVELLETTI, J. et al. Monitoring landslide displacements during a controlled rain experiment using a long-range Terrestrial Laser Scanning (TLS). **The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**, v. 37, 01/01 2008.

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.

VAN DEN EECKHAUT, M. et al. Use of LIDAR-derived images for mapping old landslides under forest. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 32, n. 5, p. 754-769, 2007. ISSN 1096-9837.

VENTURA, G. et al. Tracking and evolution of complex active landslides by multi-temporal airborne LiDAR data: The Montaguto landslide (Southern Italy). **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 12, p. 3237-3248, 2011. ISSN 00344257.

VOSSelman, G.; MAAS, H.-G., Eds. **Airborne and Terrestrial Laser Scanning**: CRC Press, p.318ed. 2010.

WEHR, A.; LOHR, U. Airborne laser scanning—an introduction and overview. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 54, n. 2–3, p. 68-82, 7// 1999. ISSN 0924-2716.

WENG, Q., Ed. **Advances in environmental remote sensing: sensors, algorithms, and applications**. Remote Sensing Applications Series: CRC Press, Remote Sensing Applications Seriesed. 2011.

YANG, L.; MENG, X.; ZHANG, X. SRTM DEM and its application advances. **International Journal of Remote Sensing**, v. 32, n. 14, p. 3875-3896, 2011/07/20 2011. ISSN 0143-1161.

### *CAPÍTULO 3*

#### *IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TOPOGRAFIA PRÉ-RUPTURA NA PREDIÇÃO ESTATÍSTICA BIVARIADA DE ESCORREGAMENTOS*

### 3 IMPLEMENTAÇÃO DE UMA TOPOGRAFIA PRÉ-RUPTURA NA PREDIÇÃO ESTATÍSTICA BIVARIADA DE ESCORREGAMENTOS

#### 3.1 INTRODUÇÃO

Os movimentos gravitacionais de massa 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). A quantificação e previsão dos movimentos gravitacionais de massa são importantes, tanto para o planejamento urbano e gerenciamento das áreas vulneráveis à desastres, quanto em estudos geomorfológicos que tratam das dinâmicas de evolução do relevo.

A avaliação da susceptibilidade a deslizamentos por modelos matemáticos utiliza variáveis topográficas derivadas de Modelos Digitais do Terreno (MDTs) que frequentemente são obtidos após a ocorrência destes eventos e em decorrência dos desastres resultantes. São, atualmente, MDTs produzidos por tecnologias mais recentes, com melhor resolução espacial e com preços cada vez mais acessíveis. Todavia, uma vez impactada, a área de estudo apresentará alterações morfométricas registradas por estes MDTs (MDTs pós-ruptura), que não mais representarão as condições iniciais de instabilização.

Em especial, os MDTs derivados de tecnologia LiDAR (*Light Detection and Ranging*), fornecem informações topográficas detalhadas, mesmo em superfícies montanhosas e densamente florestadas, sendo amplamente utilizados na identificação e previsão dos movimentos gravitacionais de massa (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). Além de melhorarem a qualidade dos inventários de cicatrizes, estes MDTs também possibilitam a identificação de movimentos gravitacionais de massa 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 matemática, 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 movimentos gravitacionais de massa 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 (CONOSCENTI *et al.*, 2015). Três abordagens vêm sendo empregadas na obtenção de informações topográficas representativas das condições geradoras dos escorregamentos.

Uma primeira abordagem faz uso direto de células geneticamente representativas dos escorregamentos, com as “*seed cells*”, (SÜZEN e DOYURAN, 2004a; b; NEFESLIOGLU, HAKAN A. *et al.*, 2008; NEFESLIOGLU, H. A. *et al.*, 2008; BAI *et al.*, 2010; NANDI e SHAKOOR, 2010), a MSUE (*main scarp upper edge*) (CLERICI *et al.*, 2006) ou os BLIPs (*buffered landslide identification points*) (COSTANZO *et al.*, 2012). Uma segunda abordagem utiliza funções matemáticas simples que estimam condições pré-ruptura de fatores condicionantes dos movimentos gravitacionais de massa em células unitárias nas cicatrizes, como nos trabalhos de Van Den Eeckhaut *et al.* (2006) e 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*).

Esta última abordagem busca reconstruir a topografia de toda a área afetada pelos movimentos gravitacionais de massa. Gorum *et al.* (2008), utilizaram a orientação das encostas e as curvas de nível para identificar as mudanças no relevo causados por movimentos gravitacionais de massa e uma nuvem de pontos regular, derivada de um modelo digital de elevação (MDE), 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.

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. Para tanto, 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 - litologia, 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.

### 3.2 MODELO ESTATÍSTICO BIVARIADO DE PESOS DE EVIDÊNCIA

Os pesos de evidência (*Weights of Evidence* - WofE) são uma técnica 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).

O principal objetivo da técnica 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 às dos escorregamentos passados; (ii) os fatores causativos dos escorregamentos mapeados permanecem constantes ao longo do tempo.

Nas geociências a técnica vem sendo aplicado em diversas áreas do conhecimento, como na exploração do potencial mineral (BONHAM-CARTER *et al.*, 1989; CARRANZA e HALE, 2000), em estudos de contaminação de aquíferos (MASETTI *et al.*, 2007), em estudos associativos entre a ocorrência de falhas tectônicas e terremotos (DANESHFAR e BENN, 2002), entre outros (RAINES e BONHAM-CARTER, 2007). Entretanto, uma das principais aplicações da técnica é na

identificação de áreas susceptíveis a movimentos gravitacionais de massa, abordagem preconizada por Van Westen (1993). Dentro desta abordagem, os pesos de evidência vêm sendo utilizados em áreas de estudo com diferentes condições climáticas e litológicas, para prever diferentes tipologias de movimentos gravitacionais 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; ILIA e TSANGARATOS, 2016; TEERARUNGSIGUL *et al.*, 2016; POONAM *et al.*, 2017).

### 3.2.1 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 e Yamagishi (2005), não há um critério universal para a seleção dos 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).

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 das encostas 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 das encostas, pode influenciar diretamente a recepção da radiação solar, dos ventos e da precipitação. Indiretamente, a orientação das encostas pode estar atrelada 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). Desta forma, 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. A área de contribuição consiste na área drenada à montante que passa por determinado *pixel* (BEVEN, K. J. e KIRKBY, M. J., 1979). O índice topográfico de umidade, introduzido por Kirkby (1975); Beven, M. J. e Kirkby, M. J. (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  $\beta$  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, M. J. e KIRKBY, M. J., 1979; FERNANDES et al., 1994; MONTGOMERY e DIETRICH, 1994; MONTGOMERY et al., 1998).

Os principais mapas elaborados a partir de dados discretos - compartimentados em categorias - usados na modelagem estatística são 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. Em última análise, a litologia 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 e SOTIR, 1996; SCHMIDT et al., 2001), apesar dos resultados conflituosos (COLLISON et al., 1995; COLLISON e 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.

### 3.2.2 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* ( $\sim$  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:

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

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. 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 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 positivo e negativo é denominada contraste ( $C_t$ ) (Equação 9):

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

A magnitude do contraste reflete a associação espacial global entre as variáveis preditivas e os escorregamentos. Quando  $C_t > 0$ , a presença da variável preditiva é considerada influente sobre a ocorrência de escorregamentos, enquanto  $C_t < 0$  indica que a presença da variável preditiva é negativa ao processo. Por sua vez,  $C_t = 0$  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).

### 3.2.3 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 e CHENG, 2002).

Bonham-Carter (1994) sugerem o uso do teste do Qui-quadrado  $\chi^2$  (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, e  $\sum_L$  é o somatório dos valores observados nas linhas da tabela e  $\sum_T$  é o somatório total dos dados.

À medida que as frequências observadas nos mapas são cada vez mais diferentes das frequências esperadas, o valor de  $\chi^2$  tende a aumentar em magnitude, com limite superior variável. Coeficientes de associações baseados no teste de  $\chi^2$  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.

### 3.2.4 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), como executado por Lee *et al.* (2002); Van Westen (2002); Regmi *et al.* (2010); Ilia e 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<sub>j</sub>* é o valor de contraste de um dado fator *j*.

### 3.2.5 Validação do Modelo de Susceptibilidade

De acordo com Chung e 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 (BEGUERÍA, 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 e 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) em termos percentuais.

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 e 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 abcissas (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.

### 3.2.6 Classificação do Mapa de Susceptibilidade

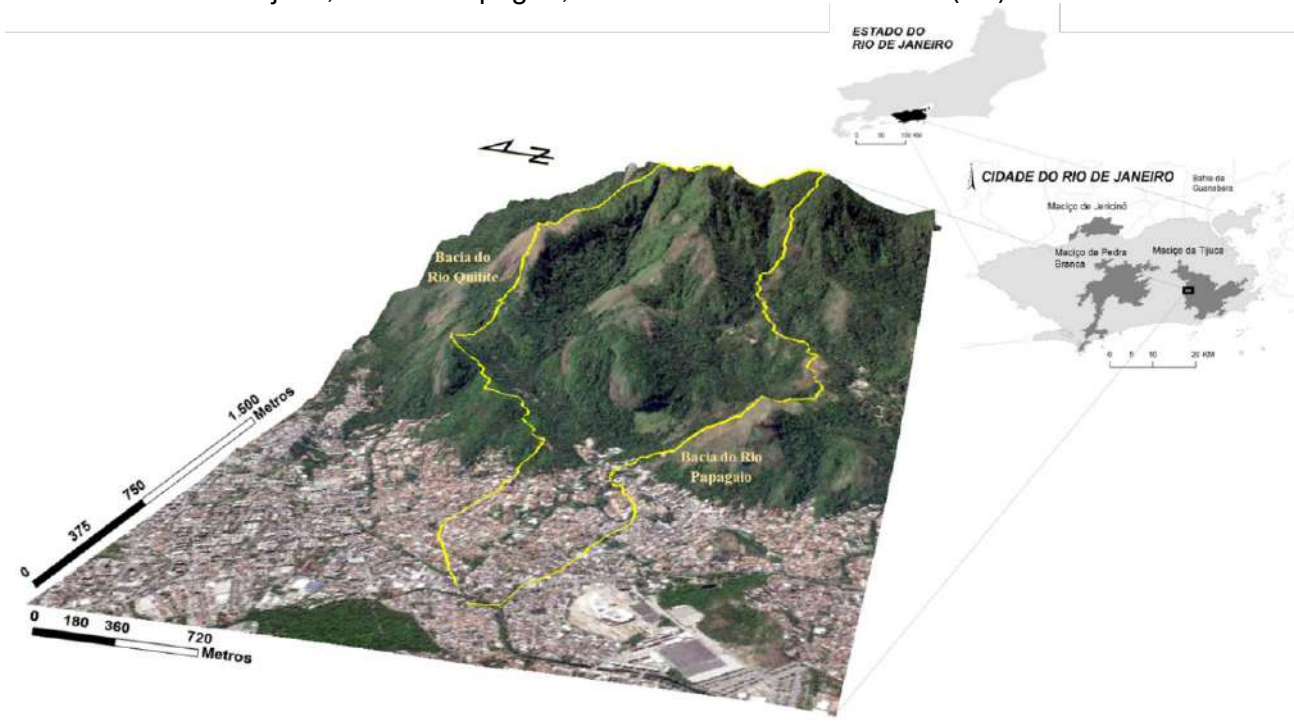
Por fim, visando apresentar um produto informativo, que possa ser interpretado pelos diferentes usuários, é necessário classificar o mapa integrado pelo *LSI* em diferentes classes de susceptibilidade. Os métodos gráficos de classificação podem ser executados a partir das curvas de sucesso e/ou predição. 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); 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”.

### 3.3 ÁREA DE ESTUDO

Foram selecionadas duas bacias piloto, a saber as bacias dos rios Quitite e Papagaio (5,4km<sup>2</sup>), 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 394 mm em 48 horas, entre os dias 13 e 14 de fevereiro de 1996, alcançando uma intensidade máxima de 50 mm/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 – Área de Estudo: bacias dos rios Quitite e Papagaio localizadas à oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, na cidade do Rio de Janeiro (RJ).



Fonte: Figura criada pelo autor.

O clima regional é o tropical úmido, com precipitações anuais variando entre 1.300 mm a 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, 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, Guilherme José Cunha *et al.* (2016), e no 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 (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, Guilherme J. C. *et al.* (2016); Gomes *et al.* (2017); Seefelder *et al.* (2017), entre outros.

### 3.4 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.

### 3.4.1 Aquisição e Preparação dos Dados

#### 3.4.1.1 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. Complementarmente à aquisição dos dados de altimetria LiDAR, foram adquiridas fotografias aéreas para toda a área de cobertura. De acordo com Barbosa (2015), a densidade média de pontos utilizados para gerar este MDT é de 9 pts/m<sup>2</sup>, sendo que uma menor densidade nas áreas florestadas (menos de 0,5 pts/m<sup>2</sup>).

A nuvem de pontos da área de estudo (114.543.532 pontos) foi classificada de acordo com seus múltiplos retornos pelo *software TerraScan* em formato *Lidar Data Exchange Format File* (LAS), sendo 10,9% dos pontos correspondentes à superfície do terreno, 4,7% correspondentes à baixa vegetação e 84,3% correspondentes à média e alta vegetação. Os pontos 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 um Sistema Geográfico de Informação (SIG), pela interpretação e transposição das assinaturas dos movimentos gravitacionais de massa dos elementos raster para o formato vetor, discriminadas as zonas de ruptura e transporte 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).

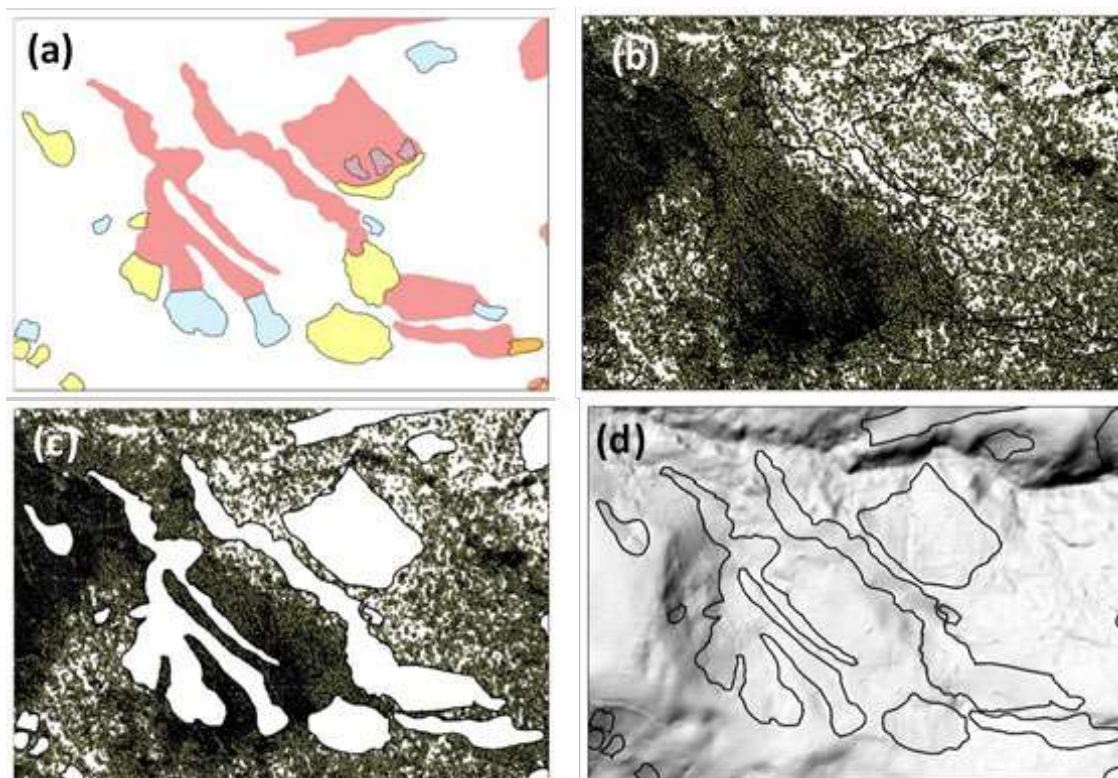
Foram identificadas 108 cicatrizes de escorregamentos referentes ao evento de 1996, datadas pela imagem de aerolevantamento, 91 cicatrizes referentes a eventos não datados, anteriores ao ano de 1996, identificadas exclusivamente pela base topográfica. As zonas transporte, erodidas pela mobilização dos escorregamentos, também mapeadas pela base topográfica. Não foram identificadas as regiões de acumulação dos movimentos gravitacionais de massa nos sopés das encostas (zonas de deposição), provavelmente devido à intensa dinâmica erosiva regional.

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, como em Bonham-Carter (1994); Chung e Fabbri (1999); Guzzetti et al. (2006); Regmi et al. (2010); Ilia e Tsangaratos (2016); Reichenbach et al. (2018).

#### 3.4.1.2 Modelo Digital do Terreno Pré-ruptura

O MDT pré-ruptura representa as mudanças nos valores de elevação em uma matriz raster nas áreas depleção 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 e transporte (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 para a elaboração do MDT pré-ruptura: em (a), os polígonos amarelos representam as cicatrizes do ano de 1996, os polígonos em azul representam as cicatrizes anteriores ao ano de 1996 e os polígonos em vermelho representam as zonas erodidas pelo material escorregado; em (b), polígonos das cicatrizes e das zonas de transporte integrados (linha preta) - 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).



Fonte: Figura criada pelo autor.

Finalmente, foram calculadas as diferenças altimétricas entre o MDT pós-ruptura e MDT pré-ruptura, através de operações aritméticas simples, utilizando uma calculadora raster, em ambiente SIG. O objetivo é estimar a espessura do solo erodido - tanto pela ruptura do escorregamento quanto pelo transporte do material escorregado.

#### 3.4.1.3 Fatores Predisponentes Utilizados na Análise

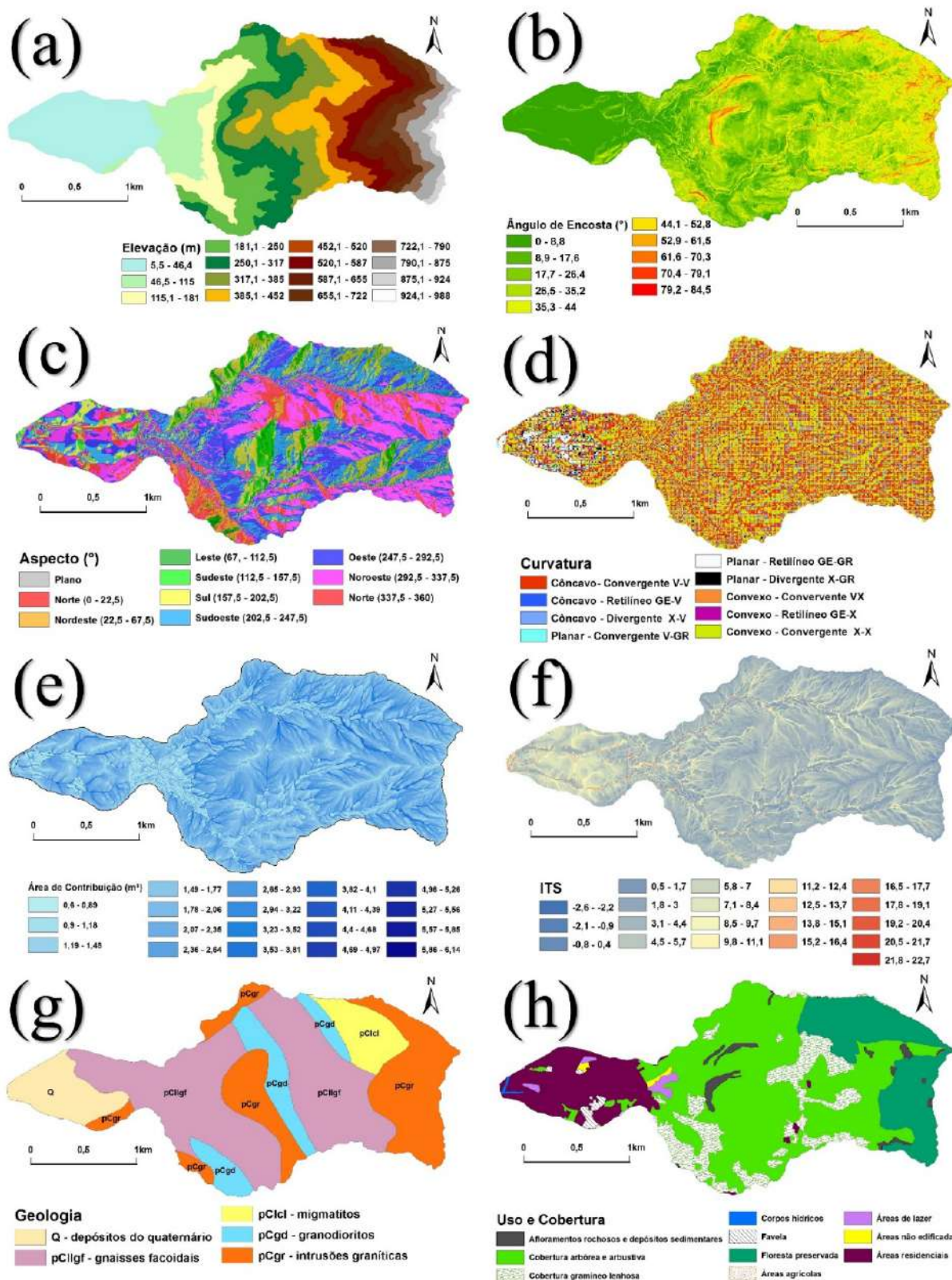
Foram utilizados oito mapas explicativos dos escorregamentos na área de estudo. Seis mapas representativos dos fatores predisponentes topográficos e hidrológicos foram gerados a partir do MDT pré-ruptura pelo *software* livre SAGA (CONRAD *et al.*, 2015). Dentre os fatores predisponentes topográficos, os mapas de ângulo das encostas (Figura 3b) e orientação das encostas (Figura 3c) foram calculados pelo módulo “*Slope, Aspect, Curvature*” e o mapa de curvatura (Figura 3d) foi calculado pelo módulo “*Curvature Classification*”, baseado no trabalho de Dikau (1988). Dentre os fatores predisponentes hidrológicos, a área de contribuição (Figura 3e) - área drenada à montante que passa por determinado *pixel* - foi calculada pelo módulo “*Catchment Area (Top Down)*” usando o algoritmo de fluxo múltiplo (QUINN *et*

*al.*, 1991). O índice topográfico de umidade (Figura 3f) foi calculado pelo módulo “*Topographic Wetness Index*”. O mapa de litologias (Figura 3g) 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 (Figura 3h) 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.

Também foram calculadas a “Frequência” (F%) das classes dos mapas causativos, ou o percentual das classes de cada mapa - 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 - razão entre o número de células afetadas pelos escorregamento 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).



Figura 3 - 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) litologias; (h) uso e cobertura.



Fonte: Figura criada pelo autor.



### 3.4.2 Análises Estatísticas

#### 3.4.2.1 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, 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.

### 3.4.2.2 Independência Condicional entre as Variáveis

O teste Qui-quadrado ( $\chi^2$ ) 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  $O_{ij}$  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  $E_{ij}$  (Equação 11) e, desta forma, o valor de  $\chi^2$  (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 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  $C^*$ .

### 3.4.3 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  $C^*$ .

### 3.4.4 Validação dos Resultados e Classificação dos Mapas de Susceptibilidade

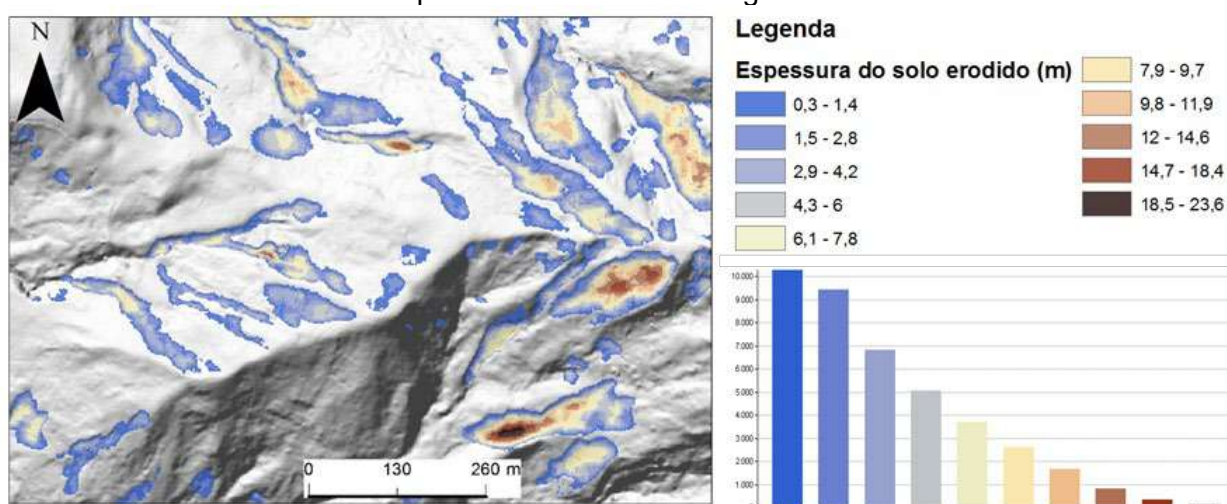
A validação dos mapas de susceptibilidade, calculados pelo  $LSI$ , foi realizada pela Curva de Predição e pelo cálculo da AAC (Equação 15) em *Excel*. A Curva de Predição faz uso das amostras de validação (30% das cicatrizes mapeadas) para estimar a capacidade de predição dos modelos testados. Por fim, o mapa final de susceptibilidade foi classificado pelo método gráfico de hierarquização dos graus de susceptibilidade, observando os valores de  $C_t$ , padronizado em função da proporção de escorregamentos esperados em cada classe.

### 3.5 RESULTADOS

#### 3.5.1 Reconstrução da Topografia (MDT Pré-Ruptura) e Estimativa do Volume de Material Mobilizado

As diferenças altimétricas entre o MDT pós-ruptura e MDT pré-ruptura oferecem uma estimativa da variação espacial da espessura do solo erodido pelos escorregamentos - aqui entende-se como solo todo o conjunto dos materiais de origem pedogenética e coluvionar removidos pelos escorregamentos (Figura 4). As espessuras variaram entre 0,3 m e 23,6 m, porém as classes de maior espessura são pouco frequentes nas bacias piloto, como se pode observar no histograma da figura. A área real (3D) das feições de escorregamento mapeadas é de 307,175 m<sup>2</sup>, a espessura média do solo erodido é de 3,7 m e o volume total do material erodido nas bacias piloto é de  $\approx 1.078 \times 10^3$  m<sup>3</sup>.

Figura 4 - 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 0,3 m e 23,6 m) e o histograma apontando para frequência das classes da legenda.



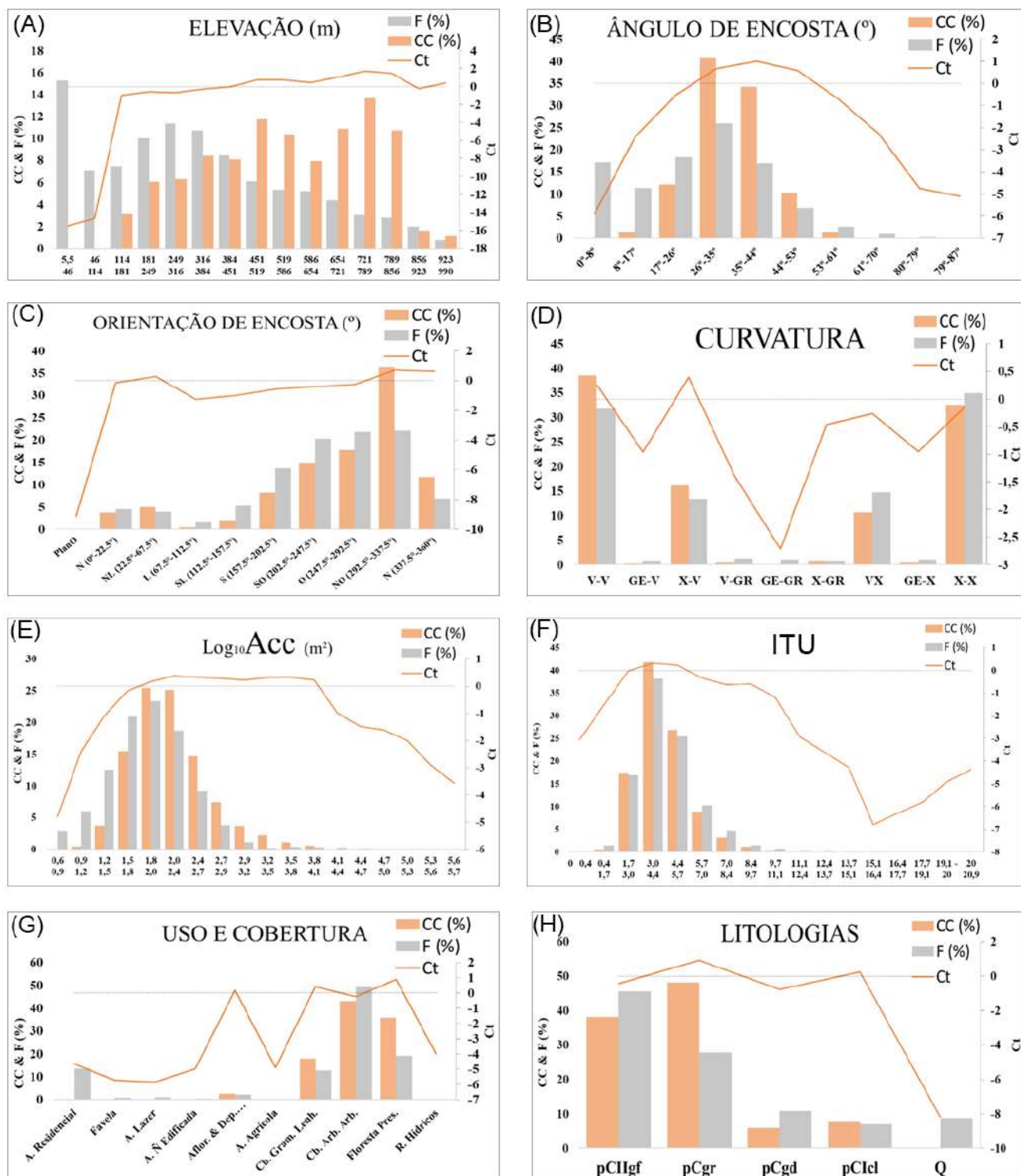
Fonte: Figura criada pelo autor.

#### 3.5.2 Fatores Predisponentes

A Figura 5 apresenta os gráficos combinados de colunas e linhas 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 5 – Gráficos combinados de colunas e linhas dos mapas temáticos causativos representando o percentual das classes (F%), percentual dos escorregamentos de cada classe (CC%) e o índice de  $C_t$  dos fatores predisponentes computados pelo MDT pré-ruptura e dos mapas semidistribuídos. Em (A) histograma do mapa de elevação variando entre 5,5 m e 990 m; em (B) histograma do mapa de ângulo de encosta variando entre  $0^\circ$  e  $87^\circ$ ; 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  $\log_{10} 0,6 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 5,7 \text{ m}^2$ ; 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, 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 (pCllgf), Intrusões graníticas (pCgr), granodioritos (pCgd), migmatitos (pClcl) e depósitos quaternários (Q).



Fonte: Figura criada pelo autor.

O gráfico do mapa de elevação apresenta valores positivos de  $C_t$  nas classes entre 451 m e 856 m e classes entre 923 m e 990 m, que correspondem a 27% da área das bacias e concentram 66% dos escorregamentos mapeados (Figura 5a). 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 (Figura 5b).

O gráfico do mapa de orientação das encostas (Figura 5c) apresenta 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.

O gráfico do mapa de curvatura (Figura 5d) 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 gráfico do mapa de área de contribuição (Figura 5e) apresentam valores positivos de  $C_t$  entre as classes  $\log_{10} 1,8 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 4,1 \text{ m}^2$ . Estas classes correspondem a 64% da área das bacias estudadas e concentram 80% dos escorregamentos. O gráfico do mapa do índice topográfico de umidade (Figura 5f) possui 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 gráfico do mapa de litologias (Figura 5h) 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 gnaiss facoidal (pClIgf) ser a classe mais frequentes nas bacias do Quitite e Papagio (45%), ela concentra 30% dos escorregamentos e possui  $C_t$  com valores negativos. No gráfico do mapa de Uso e Cobertura (Figura 5g), 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.

### 3.5.3 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.

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	<b>0,67</b>	<b>0,56</b>	0,35	0,32	<b>0,57</b>	<b>0,67</b>
Orient. E.	0,15		0,28	0,16	0,17	0,20	0,29	0,35
Elevação	<b>0,71</b>	0,30		0,44	0,37	0,27	<b>0,76</b>	<b>0,77</b>
ITU	<b>0,59</b>	0,17	0,46		0,33	<b>0,83</b>	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	<b>0,85</b>	0,30		0,19	0,29
Geologia	<b>0,64</b>	0,32	<b>0,84</b>	0,43	0,42	0,22		0,67
Uso & C.	<b>0,70</b>	0,37	<b>0,81</b>	0,44	0,41	0,31	<b>0,75</b>	
Coeficiente de Contingência Modificado - $C^*$								

<sup>1</sup> 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 área de contribuição e do índice topográfico de umidade. Na área de estudo, as intrusões graníticas sustentam as maiores elevações em áreas de florestas preservadas. Já o índice topográfico de umidade utiliza, no seu cômputo, o *grid* com os valores de área de contribuição e, desta forma, é esperada uma forte associação entre os dois mapas.

### 3.5.4 Combinações dos Mapas Temáticos Causativos e Representação do Mapa Susceptibilidade

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. 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 6), 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, área de contribuição e ângulo das encostas (Figura 7 e Tabela 2).

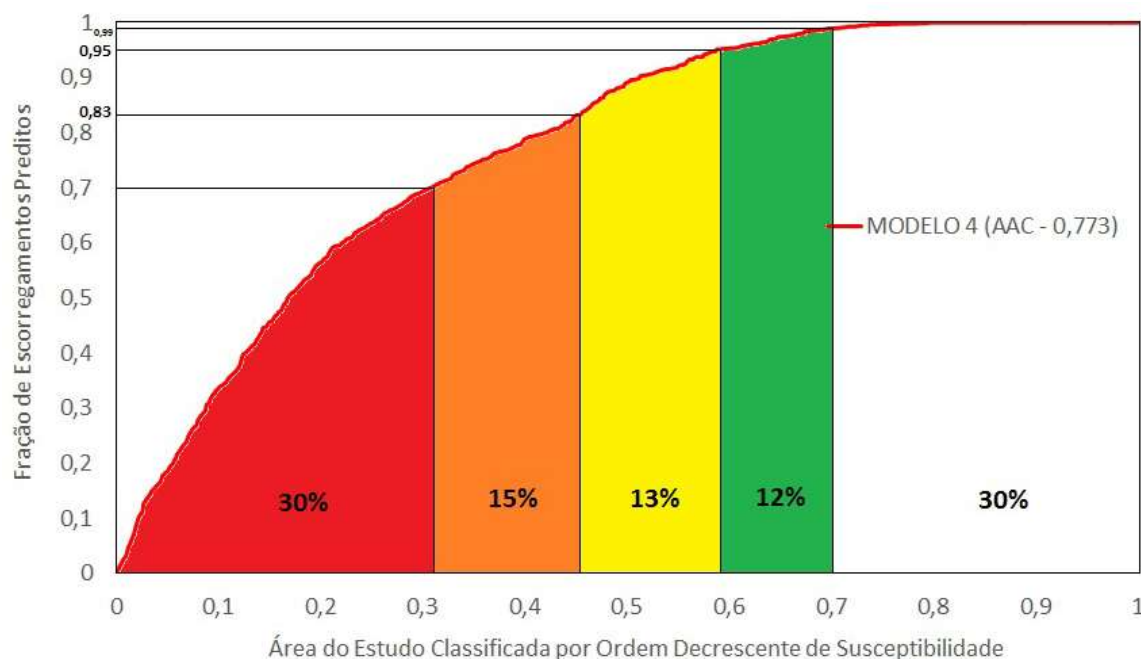
Tabela 2 - Combinações dos fatores predisponentes baseadas nos coeficientes de contingência de Person C e Modificado C\*.

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.	<b>0,773</b>
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

\*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 6 - Classificação dos graus de susceptibilidade a escorregamentos do modelo 4: vermelho (muito alta), laranja (alta), amarelo (média), verde (baixa) e branco (muito baixa).

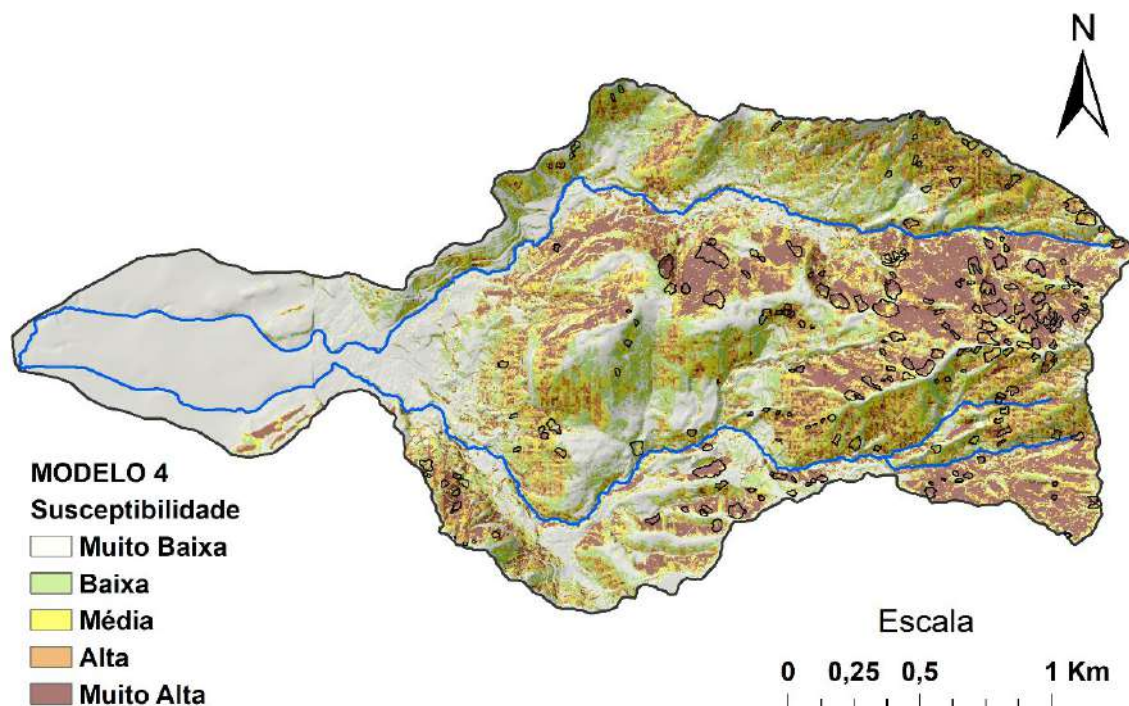




Fonte: Figura criada pelo autor.

O mapa de susceptibilidade a escorregamento correspondente ao modelo 4 (Figura 7) possui 5 classes e foi organizado pelo método gráfico de hierarquização dos graus de susceptibilidade, conforme Figura 6. A classe “Muito Alto” faz uso de 30% da área de estudo para explicar a maior parte dos escorregamentos (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 escorregamentos com valores positivos  $C_t$ , porém, tendendo a zero. A classe “Médio” ocorre em 13% da área de estudo e explica 12% dos escorregamentos 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 escorregamentos 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 escorregamentos com os menores valores de  $C_t$ .

Figura 7 - Mapa de susceptibilidade a escorregamentos translacionais (modelo 4) com 5 classes de susceptibilidade. Os polígonos pretos representam as cicatrizes dos escorregamentos.



Fonte: Figura criada pelo autor.

## 3.6 DISCUSSÃO

### 3.6.1 MDT Pré-Ruptura

Metodologicamente, quando da geração do MDT pré-ruptura, este trabalho difere dos trabalhos de Gorum *et al.* (2008) e Conoscenti *et al.* (2015) em alguns aspectos. Estes autores transformaram a matriz raster do MDT original em uma nuvem de pontos regular para então realizar os procedimentos de inferência da superfície pré-ruptura. Ainda, Conoscenti *et al.* (2015) e Gorum *et al.* (2008), tratam de tipologias de movimentos gravitacionais de massa que geraram grandes assinaturas no terreno, como escorregamentos do tipo rotacionais e corridas de detritos, facilmente detectáveis em MDTs de baixa resolução espacial. Diferentemente dos trabalhos supracitados, este trabalho utiliza a nuvem de pontos original do último retorno dos pulsos *laser* do sensor LiDAR para executar a mesma tarefa, preservando as informações primárias de elevação obtidas pelo sensor LiDAR através de procedimentos relativamente simples.

A abordagem apresentada neste trabalho é recomendada, principalmente, para áreas densamente florestadas onde o levantamento LiDAR tenha sido contratado após a ocorrência dos escorregamentos. Nestas áreas, é comum a formação de

clareiras sobre as encostas erodidas pelos movimentos gravitacionais de massa, favorecendo uma melhor detecção das cicatrizes pelo sensor e proporcionando melhor qualidade da informação interpolada nestes locais.

De acordo com a 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); 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, assim como o material erodido ao longo da zona de transporte e zona de ruptura (cicatrizes).

### 3.6.2 Mapa de Susceptibilidade a Escorregamentos

Abordagens estatísticas de previsão de movimentos gravitacionais de massa são baseadas em uma relação funcional entre os fatores predisponentes e os escorregamentos transcorridos no passado. O mapa de susceptibilidade a escorregamentos incorpora as variáveis ambientais selecionadas para a modelagem, a escala espacial da base de dados, a tipologia do processo analisado e os métodos e técnicas utilizadas nos procedimentos de modelagem e validação. O mapa reproduz, desta forma, as singularidades da área de estudo e da base de dados, assim como as escolhas do especialista, frequentemente limitando comparações entre resultados de diferentes autores, salvo em situações em que haja similaridade entre todos os fatores destacados.

De forma geral, o padrão de distribuição espacial das classes do mapa de susceptibilidade a escorregamentos (Figura 7) 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 de encostas, curvatura, orientação de 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.

No mapa de ângulo de encostas os valores positivos de  $C_t$  variam entre  $26^\circ$  e  $53^\circ$  (concentrando 85% das cicatrizes). 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 no trabalho de Fernandes *et al.* (2004), também conduzido nas bacias do Quitite e Papagaio, verificou-se que os ângulos de encosta entre  $18^\circ$  e  $55^\circ$  concentram a maior parte das células afetadas por escorregamentos. Todavia, neste trabalho, o MDE foi gerado por aerolevantamento e o mapeamento das cicatrizes foi realizado por interpretação das imagens de aerolevantamento. 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 litologias são condicionalmente dependentes e sugerem forte controle da geologia sobre o gradiente e a elevação. Nas áreas de intrusões graníticas, por exemplo, o ângulo médio das encostas é de  $37^\circ$  ( $C_t = 1,0$ ), sendo que no restante das bacias o ângulo médio das encostas é de  $26^\circ$  ( $C_t = -0,5$ ). 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 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. Associadas a estas formas de encosta, as classes do mapa de área de contribuição que apresentam contrastes positivos são aquelas entre  $\log_{10} 1.8 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 4.1 \text{ m}^2$  e concentram cerca de 81% dos escorregamentos. Estas zonas de convergência de fluxos superficiais e subsuperficiais, preenchidas por depósitos de colúvios, com até 20 metros de espessura (Figura 4), podem estar localmente associadas à importantes discontinuidades hidrológicas e/ou mecânicas associadas à deflagração dos escorregamentos (FERNANDES *et al.*, 2004; VIEIRA e FERNANDES, 2004). Estes autores observaram uma variabilidade da condutividade hidráulica saturada ( $K_{sat}$ ) de até duas ordens de magnitude em apenas 60cm, em perfis localizados dentro das cicatrizes de escorregamento da bacia do Papagaio. Os resultados sugerem a existência de importantes discontinuidades hidrológicas capazes de elevar a poro-pressão dos solos e gerar instabilidades nessas encostas.

As áreas menos susceptíveis aos escorregamentos se encontram, majoritariamente, no terço inferior das bacias piloto, próximas aos seus exutórios. A região possui relevo com gradiente 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 (GEORIO, 1996).

### 3.7 CONCLUSÕES

Os Modelos Digitais de Terreno gerados por tecnologia LiDAR impulsionam as pesquisas em geociências ao possibilitar uma maior aproximação cartográfica dos processos observados em escala geográfica de maior detalhe, como os movimentos gravitacionais de massa. Estes MDTs viabilizam a identificação de assinaturas dos movimentos gravitacionais de massa, mesmo em regiões densamente florestadas e elaboração de mapas detalhados dos fatores condicionantes desses processos. Contudo, quando estes MDTs são obtidos após a ocorrência dos movimentos gravitacionais de massa 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 reproduz uma situação topográfica pré-ruptura, representativa das condições geradoras dos movimentos gravitacionais de massa, para avaliar a susceptibilidade a escorregamentos através do modelo estatístico bivariado de Pesos de Evidência. A abordagem reconstrutiva da topografia 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.

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 654 m e 856 m ( $C_t = 1,02, 1,74$  e  $1,49$ ) e o ângulo das encostas, principalmente entre  $35^\circ$  e  $44^\circ$  ( $C_t = 1,0$ ). Merece destaque também o controle das intrusões graníticas ( $C_t = 0,9$ ) e das áreas de florestas preservadas ( $C_t = 0,9$ ). Estes afloramentos graníticos sustentam as elevações e os gradientes críticos para os movimentos de massa e, em última instância, possibilitam a ocorrência das florestas preservadas, por se tratar de áreas de difícil acesso.

Sete modelos de susceptibilidade a escorregamentos foram gerados a partir da combinação dos fatores predisponentes condicionalmente independentes. O melhor resultado (Modelo 4) teve sua capacidade preditiva testada pelo cálculo da AAC de predição (0,77) e é produto da influência combinada dos mapas de ângulo de encosta, área de contribuição, curvatura e orientação das encostas, evidenciando controles topográficos e hidrológicos diretos e controles litológicos e estruturais indiretos na deflagração dos escorregamentos. Nesse modelo, 45% da área de estudo foi classificada como sendo de alta a muito alta susceptibilidade. Embora essa área seja pouco povoada, há bairros densamente habitados a jusante e que já foram afetados por corridas de detritos iniciados por escorregamentos no passado.

Finalmente, consideramos que o MDT pré-ruptura gera resultados consistentes com os principais pressupostos da modelagem de susceptibilidade a

escorregamentos, tanto para o mapa de susceptibilidade, quanto para 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.

### 3.8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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.

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.

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.

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.

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.

BARBOSA, L. D. S. **Avaliação de Modelos Digitais do Terreno por escaneamento a laser (LIDAR) no Maciço da Tijuca, RJ**. 2015. 107 Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, RJ.

BEGUERÍA, S. Validation and Evaluation of Predictive Models in Hazard Assessment and Risk Management. **Natural Hazards**, v.37, n.3, p.315-329, 2006. ISSN 1573-0840.

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.

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.

BI, J.; BENNETT, K. P. **Regression Error Characteristic Curves**. Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML – 2003). 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. ISSN 0169-555X.

BONHAM-CARTER, G. F. **Geographic Information Systems for geoscientists: modelling with GIS**. 1ª Ed. Canadá: Pergamon Press, 1994. 398 ISBN 008041867 8.

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.

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. ISSN 1573-8981.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

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.

COELHO NETTO, A.L. et al. Landslide susceptibility in a mountainous geoecosystem, Tijuca Massif, Rio de Janeiro: The role of morphometric subdivision of the terrain. **Geomorphology**, v. 87, n. 3, p. 120-131, 6/15/ 2007. ISSN 0169-555X.

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.

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.

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.

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.

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.

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. ISSN 0040-1951.

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. Disponível em: < <http://rigeo.cprm.gov.br/jspui/handle/doc/21211> >.

DIKAU, R. **Entwurf einer geomorphographisch-analytischen Systematik von Reliefeinheiten**. Heidelberg, 1988.

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 (ISSN).

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. et al. Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: field evidence and modeling. **Catena**, v. 55, n. 2, p. 163-181, 2004.

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.

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.

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.

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.

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.

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. 2016.

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, 2016. ISSN 1944-7973.

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.

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.

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.

GOMES, R. A. T. et al. 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. 4th International Conference on Integrating GIS and Environmental Modeling (GIS/EM4): Problems, Prospect and Research needs**. Banff, Alberta 2000.

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

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. e RICHARDS, K. S. (Ed.). **Slope stability; geotechnical engineering and geomorphology**. Chichester, United Kingdom: John Wiley & Sons, 1987. p.187-230.

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.

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.

GUZZETTI, F. et al. Estimating the quality of landslide susceptibility models. **Geomorphology**, v. 81, n. 1-2, p. 166-184, 2006. ISSN 0169-555X.

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 (ISSN).

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.

IPP. **Mapa de cobertura vegetal e de uso da terra do município do Rio de Janeiro do ano de 2015**. JANEIRO, I. M. D. U. P. P. P. D. R. D. Rio de Janeiro 2015.

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.

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. ISSN 0169-555X.

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 (ISSN).

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. ISSN 1432-0495.

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.

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

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. ISSN 1573-8981.

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.

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. 12: 943-955 p. 1998.

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.

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, 2008.

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, 2008.

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.

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. ISSN 0013-7952.

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

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.

PETLEY, D. Global patterns of loss of life from landslides. **Geology**, v. 40, n. 10, p. 927-930, 2012. ISSN 00917613 (ISSN).

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.

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.

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.

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. ISSN 1573-8981.

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, 2010/02/15/ 2010. ISSN 0169-555X.

REICHENBACH, P. et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models. **Earth-Science Reviews**, v. 180, p. 60-91, 2018. ISSN 00128252.

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.

SCHMIDT, K. M. et al. 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. ISSN 0008-3674.

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.

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.

SELBY, M. J. **Hillslope materials and processes**. 2nd. New York: Oxford University Press, 1993. 451.

SIDLE, R. C.; OCHIAI, H. **Landslides: processes, prediction, and land use**. Washington: American Geophysical Union, 2006. 312 ISBN 978-0-87590-322-4.

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.

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, March 01 2004a. ISSN 1432-0495.

\_\_\_\_\_. 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.

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.

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.

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.

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.

VAN WESTEN, C. J. **Application of Geographic Information System to Landslide Hazard Zonation**. 1993. 245p. PhD Thesis (Doctor). ITC Publication, Enschede, 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.

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. 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.

ZÊZERE, J. L. et al. 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. ISSN 1684-9981.

## *CAPÍTULO 4*

### *THE EFFECTS OF PRE-FAILURE TOPOGRAPHY ON LANDSLIDE PREDICTION IN A TROPICAL MOUNTAIN REGION*

## 4 THE EFFECTS OF PRE-FAILURE TOPOGRAPHY ON LANDSLIDE PREDICTION IN A TROPICAL MOUNTAIN REGION

### 4.1 INTRODUCTION

Landslides are natural phenomena representing a major threat to human life in most mountainous and hilly regions, causing all kinds of losses (fatalities, physical asset damage, and economic costs). The consequences of these phenomena are expected to become even more dramatic due to ongoing climate changes coupled with a rapidly growing population in landslides hazard-prone areas, which will lead to greater exposure of people and their assets, especially in developing countries (Borgatti and Soldati 2010, Gariano and Guzzetti 2016, Haque et al. 2019). However, according to Brabb (1993), at least 90% of losses caused by landslides can be avoided if the problem is identified before the event occurs.

In this context, high-resolution digital elevation models play a crucial role in landslide prediction by providing detailed topographical data and enabling the identification of the geometric signatures of landslides. Despite topographic surveys using remote sensors with high spatial resolution (*e.g.*, *Light Detection and Ranging* – LiDAR) being very useful in landslide investigation (Guzzetti et al. 2012, Jaboyedoff et al. 2012, McKean and Roering 2004), they are often requested only after the occurrence of the disasters. However, once impacted, the study area will exhibit morphometric changes recorded by these Digital Terrain Models (post-failure DTMs), which will no longer represent the arrangement of forces that caused the already mapped landslides. In this way, the causative factors computed by post-failure DTMs violate the main assumption of data-driven prediction models, which states that future landslides are more likely to occur under the same conditions as past landslides (Carrara et al. 1991, Hutchinson and Chandler 1991, Varnes 1984).

Some approaches have been employed to derive topographic information indicating the pre-failure conditions that trigger landslides. The interpolation-based approach employs some procedures to reconstruct a landslide surface in a raster matrix or a triangular irregular network surface (TIN). Gorum et al. (2008) used morphological rules, such as slope orientation and contour trends to estimate a pre-failure topography in large deep-seated landslides. They converted a raster digital elevation model into a regular vector point dataset and subsequently applied different



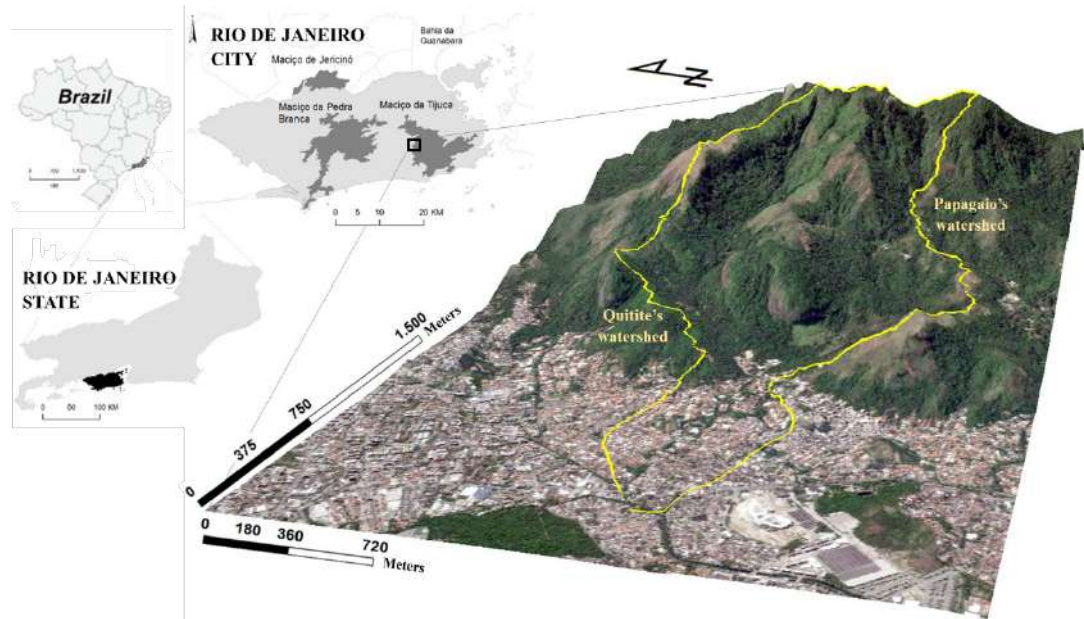
interpolation methods to the points adjacent to the scars to generate a spatially distributed pre-failure surface. Conoscenti et al. (2015) also produced a spatially distributed pre-failure surface for the areas affected by earth flows using regular vector points and contour lines dataset derived from a LiDAR DTM. The authors applied the topo-to-raster algorithm to interpolate the dataset outside the scar.

In contrast to the previously mentioned studies, this research utilizes a LiDAR ground return dataset from an Airborne Laser Scanning (ALS) sensor to generate the pre-failure DTM through an interpolation-based procedure. This study aims to assess the effectiveness of landslide susceptibility models derived from a reconstructed topographic surface. To this end, we evaluate the spatiotemporal control of topography over the different predisposing factors computed from both pre-failure and post-failure DTMs. Twelve susceptibility maps were produced using a bivariate statistical model (Weights of Evidence) in two watersheds affected by one of the largest hydrogeomorphological events recorded in the city of Rio de Janeiro.

## 4.2 STUDY AREA

The city of Rio de Janeiro, Brazil, has a long history of intense rainfall events that have led to disasters, primarily due to landslides. Most of these incidents have been recorded in the Tijuca Massif, a mountainous area spanning 112 km<sup>2</sup> and surrounded by a densely populated fluviomarine plain (Fernandes et al. 2010, Lacerda et al. 2017). To conduct this study, two watersheds in the western part of the Tijuca Massif were selected: the basins of the Quitite and Papagaio rivers, covering an area of 5.4 km<sup>2</sup>. These watersheds are located within Tijuca National Park, one of Brazil's largest urban forests (Figure 1). In 1996, these watersheds experienced an accumulated rainfall of 380mm in 24 hours (Coelho Netto et al. 2007), which triggered approximately one hundred landslides, primarily shallow translational slides. These slides developed into two debris flows in the lower sections of the main channels (Gomes et al. 2008, Gomes et al. 2013).

Figure 1 - Study area: the Quitite and Papagaio watersheds located in the western portion of the Tijuca Massif, in the city of Rio de Janeiro (RJ). The tropical rain forest is partially preserved in the mid-and upper portions, with dense occupation near the outlet of the watersheds.



Source: Figure created by author.

The climate is humid tropical, with annual rainfall ranging from 1,300 mm to 3,000 mm and summer rainfall peaking at 900 mm/month (Coelho Netto, Avelar, Fernandes and Lacerda 2007). The upper portion of the watersheds exhibits mountainous topography with rocky escarpments primarily formed on granite and migmatite bedrocks. This area is characterized by thin soils, less than 1 m deep, and dense forest cover (Dantas and Mello 2019, Fernandes et al. 2004, Reis and Mansur 1995). In the mid portion of the watersheds, bedrock is mainly composed of gneiss, but also granodiorite and granite, where soil thickness can exceed 12 m (Gomes et al. 2016), while fluvio-marine Quaternary and debris flow deposits prevail close to their outlet (Gomes, Guimarães, Júnior, Fernandes, Júnior and Martins 2008, Reis and Mansur 1995).

#### 4.3 MATERIALS AND METHODS

The methodological procedures consist of two main stages. The first stage focuses on data acquisition and preparation (Section 4.3.1), which encompasses the generation of post-failure DTM and scar mapping (Section 4.3.1.1), the creation of pre-failure DTM (Section 4.3.1.2), and the production of causative factors derived from the DTMs (Section 4.3.1.3). The second stage entails statistical analyses (Section 4.3.2), including the calculation of Weights of Evidence and the analysis of conditional

independence among the causative factors (Section 4.3.2.1). The second stage concludes with the integration, validation, and classification of the landslide susceptibility maps (Section 4.3.2.2).

### **4.3.1 Data acquisition and preparation**

#### **4.3.1.1 Post-failure Digital Terrain Model and Landslide Scars Inventory**

In this work, we used a LiDAR survey from an ALS sensor acquired in 2013 by the Geotechnical Institute Foundation “GeoRio” from the City Hall of Rio de Janeiro. The LiDAR points were classified according to their multiple returns. Those corresponding to the terrain surface were interpolated (kriging), producing the post-failure DTM with a spatial resolution of 2 meters. The contour lines and shaded relief, derived from the post-failure DTM, as well as aerial photographs (1:20,000), acquired two months after the 1996 event (Guimarães et al. 2003) were used to construct a landslide inventory. To achieve this, interactive vectorization procedures were employed in a Geographic Information System (GIS), separating the rupture zones (scars) and landslide transport zones.

The scars were randomly subdivided into two subsets: the training dataset and the validation dataset, as suggested in Bonham-Carter (1994), Chung and Fabbri (1999), Guzzetti et al. (2006), Ilia and Tsangaratos (2016), Regmi et al. (2010), Reichenbach et al. (2018). The training dataset comprising 70% of the scars was used to construct statistical susceptibility models. The validation dataset, consisting of the remaining 30% of the scars, was employed to evaluate the quality of the models.

#### **4.3.1.2 Pre-failure Digital Terrain Model**

The reconstruction method uses the LiDAR ground return dataset employed in the post-failure DTM. Unlike the studies conducted by Conoscenti, Ciaccio, Caraballo-Arias, Gómez-Gutiérrez, Rotigliano and Agnesi (2015), Gorum, Gonencgil, Gokceoglu and Nefeslioglu (2008), we used ground points that are irregularly distributed. Several factors, including vegetation density, canopy structure, and the specific settings of the LiDAR acquisition, can influence the distribution and density of point samples. This approach preserves sampling conducted in the field, where vegetation types can vary

from grass and shrubs to dense forests. The pre-failure DTM was produced in three stages: (i) the signatures of all landslides, classified into rupture and transport zones, were integrated; (ii) the ground elevation points located within these integrated polygons were excluded; and (iii) the ground elevation points not excluded in the previous step were interpolated using the kriging technique, resulting in a pre-failure DTM with a spatial resolution of 2 meters.

#### 4.3.1.3 Landslide Predisposing Factors

The Weight of Evidence (WofE) method establishes probabilistic relationships between predisposing factors and landslides. However, Ayalew and Yamagishi (2005) pointed out that there is no universal criterion for selecting these predisposing factors. According to these authors, there is a consensus about the selection of independent variables, according to which: (i) they must be operational, indicating a certain degree of affinity with the dependent variable; (ii) they must be spatially represented throughout the study area; (iii) they must be measurable; and (iv) they must not be redundant, meaning they should be conditionally independent.

Eight landslide-related factors were selected to provide the requirements of the WofE method, namely: Elevation (EL), Slope Angle (SL), Slope Aspect (SA), Curvature (CR), Topographic Wetness Index (TWI), Contribution Area (CA), Lithology (LT) and Land Use and Land Cover (LULC). The topographic and water-related factors were computed from pre-failure and post-failure DTMs. The categorical data, like lithology and LULC, were obtained from official public sources in Brazil. The lithology map (1:400,000) was produced by the Department of Mineral Resources of the State of Rio de Janeiro (DRM) (Reis and Mansur 1995). The LULC map (1:10,000) was obtained from the Municipal Institute of Urbanism Pereira Passos (IPP 2015) of the city of Rio de Janeiro. Since 2015, the watersheds have shown minimal changes in land use and land cover.

To produce the topographic and water-related factors, we utilized the SAGA GIS software (Conrad et al. 2015). Slope angle and slope aspect maps were calculated by using the “Slope, Aspect, Curvature” module, while the curvature map was calculated by the “Curvature Classification” module, which is based on the work of Dikau (1988). The contribution area - the upstream drained area that drains into a specific cell (Beven and Kirkby 1979) - was calculated using the “Catchment Area (Top Down)” module,

employing the multiple flow direction algorithm proposed by (Quinn et al. 1991). The TWI, defined by the expression  $\ln(a/\tan\beta)$ , where  $a$  represents the upstream contribution area of a given point per contour unit and  $\beta$  is the hillslope angle (measured in radians), describes the tendency of water accumulation in each cell of the watershed, expressed in terms of  $a$ , and the tendency for water to be mobilized by gravitational forces, expressed by  $\tan\beta$ , as an approximation of the hydraulic gradient (Beven and Kirkby 1979, Quinn et al. 1995). This index was calculated using the “Topographic Wetness Index” module in SAGA GIS.

### 4.3.2 Landslide Statistical Modeling

#### 4.3.2.1 Weights of Evidence Modelling and the Conditional Independence Analysis

The Weights of Evidence (WofE) method is a bivariate statistical approach based on Bayes' theorem and the concepts of prior and posterior probability (Bonham-Carter 1994, Bonham-Carter et al. 1989). This method establishes probabilistic relationships between each predisposing factor and the landslides in a study area, allowing for assigning a probability of future occurrence to each pixel on the map. The method has been widely employed to predict areas susceptible to landslides, such as in Chen et al. (2015), Dahal et al. (2008), Ilia and Tsangaratos (2016), Neuhäuser et al. (2012), Piacentini et al. (2012), Poonam et al. (2017), Regmi, Giardino and Vitek (2010), Teerarungsigul et al. (2016), Thiery et al. (2007), van Westen et al. (2003), among others.

Statistical calculations are usually performed using raster-format maps, allowing a weight to be assigned to each cell in the matrix, as shown in Equations 1 and 2. In this work, we used all cells within the training dataset (only the rupture zones) as samples to train the statistical model. According to Yilmaz (2010), this sampling strategy generates more realistic results with slightly better predictive capacity when compared to other sampling methods such as *seed cells* and MSUE, e.g. Hussin et al. (2016). For a more comprehensive mathematical description of the WofE model, see Bonham-Carter (1994), Bonham-Carter, Agterberg and Wright (1989).

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

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

where:  $P$  express the conditional probability that a landslide event will occur ( $L$ ) or will not occur ( $\bar{L}$ ), given the presence ( $F$ ) or absence ( $\bar{F}$ ) of evidence.

Equations 1 and 2 were calculated in a GIS environment, as suggested by van Westen, Rengers and Soeters (2003). A positive weight ( $W^+$ ) indicates the presence of the causative factor at the landslide location, and the magnitude of this weight reflects the degree of positive correlation between the presence of the causative factor and landslides. A negative weight ( $W^-$ ) indicates the absence of a causative factor, and the magnitude of this weight shows the degree of negative correlation. The difference between the two weights is referred to as contrast,  $C_t = (W^+ - W^-)$ . Its magnitude reflects the overall association between the predictive variables and landslides. When  $C_t > 0$ , the presence of evidence is considered influential in the occurrence of landslides. When  $C_t < 0$ , the presence of evidence is deemed negative and does not influence landslides. When  $C_t = 0$ , the evidence has no relationship with the occurrence of landslides; that is, they are independent. After obtaining contrast values, the causative factor maps were reclassified using these values in a GIS environment.

The WofE method assumes conditional independence among landslide-related factors. Violating this assumption leads to redundancy in susceptibility analysis, resulting in overestimating the outcomes (Agterberg et al. 1993, Agterberg and Cheng 2002). To avoid redundancy, Bonham-Carter (1994) recommends using the Chi-square ( $\chi^2$ ) statistic as a measure of independence between pairs of predisposing factors. The Pearson's contingency coefficient ( $C$ ) and the modified contingency coefficient ( $C^*$ ) can be used to interpret the strength of association between two variables, as indicated by Almeida (2013). In this way, values range from 0, indicating no association, to 1, indicating perfect association. Values greater than 0.5 suggest the presence of conditional dependence.

#### 4.3.2.2 Validation and Classification of the Landslides Susceptibility Map

The conditionally independent causative weighted maps were algebraically combined using the Landslide Susceptibility Index (LSI) to generate a landslide susceptibility map, as described in Equation 3:

$$LSI_{C_t} = \sum_{i,j=1}^n C_{tij} \quad (3)$$

where  $LSI$  is the landslide susceptibility index of each pixel  $i$  and  $C_{tj}$  is the contrast value of a given  $j$  factor.

The validation procedure consisted of overlaying the susceptibility maps with the actual locations of landslides from the validation dataset to assess the predictive capacity of the models. This assessment was conducted using the prediction rate curve, as described by Chung and Fabbri (1999). To enhance the interpretation of the graphical results, areas under the prediction curves (AUC) values were calculated, ranging from 0 to 1, with a threshold of 0.5 indicating model randomness, such that values below this threshold suggest unreliability (Bi and Bennett 2003, Gorsevski et al. 2000).

The susceptibility maps were classified using a graphical method that hierarchizes the degrees of susceptibility based on the prediction curve, as evidenced in previous studies of the Blahut et al. (2010), Ghosh et al. (2011). The susceptibility classes are defined as follows: "Very High" and "High" are represented by positive  $C_t$  values, "Medium" corresponds to  $C_t$  values near zero, and "Low" and "Very Low" are associated with negative  $C_t$  values.

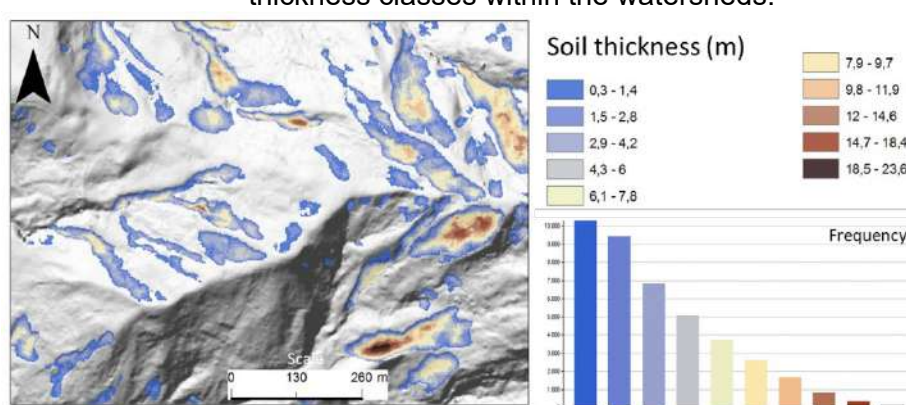
### 4.4 RESULTS AND DISCUSSION

#### 4.4.1 Topographic Reconstruction (Pre-failure DTM)

A total of 199 landslide scars and their transport zones were identified, covering approximately 3.5% of the study area. High-resolution topographic mapping revealed additional landslide scars beyond those identified in 1996. These depletion polygons

were used to reconstruct the pre-failure topography, following the procedures outlined in section 4.3.1.2. By comparing the pre-failure and post-failure DTMs using map algebra operations, it was possible to represent the elevation differences within the landslide areas, capturing the variations in soil thickness removed by these processes (Figure 2). The removed soil thickness ranged from 0.3 m to 23.6 m, with an average of 3.7 m. The total area of the mapped landslides in the watershed is 307 m<sup>2</sup>, while the total volume of material removed is approximately  $1,078 \times 10^3$  m<sup>3</sup>.

Figure 2 - Spatial variability of soil thickness (m) of removed soil by landslides in a small section of the Papagaio watershed (left side). On the right side, soil thickness values (ranging from 0.3 m to 23 m) and a histogram displaying the frequency distribution of the thickness classes within the watersheds.



Source: Figure created by author.

According to GEORIO (1996), Gomes, Guimarães, Júnior, Fernandes and Jr. (2013), the volume of debris flow and landslide material displaced by the rainfall-triggered event in 1996 was estimated at approximately  $132 \times 10^3$  m<sup>3</sup>. Methodological differences may account for the variations in the reported volume values. In our study, landslides were identified based on their topographic signatures rather than through visual interpretation of aerial survey images, allowing for a more extensive mapping of landslide scars and transport zones. While the authors of previous studies estimated landslide thickness at 1 m, our analysis found an average thickness of 3.7 m for this analysis.

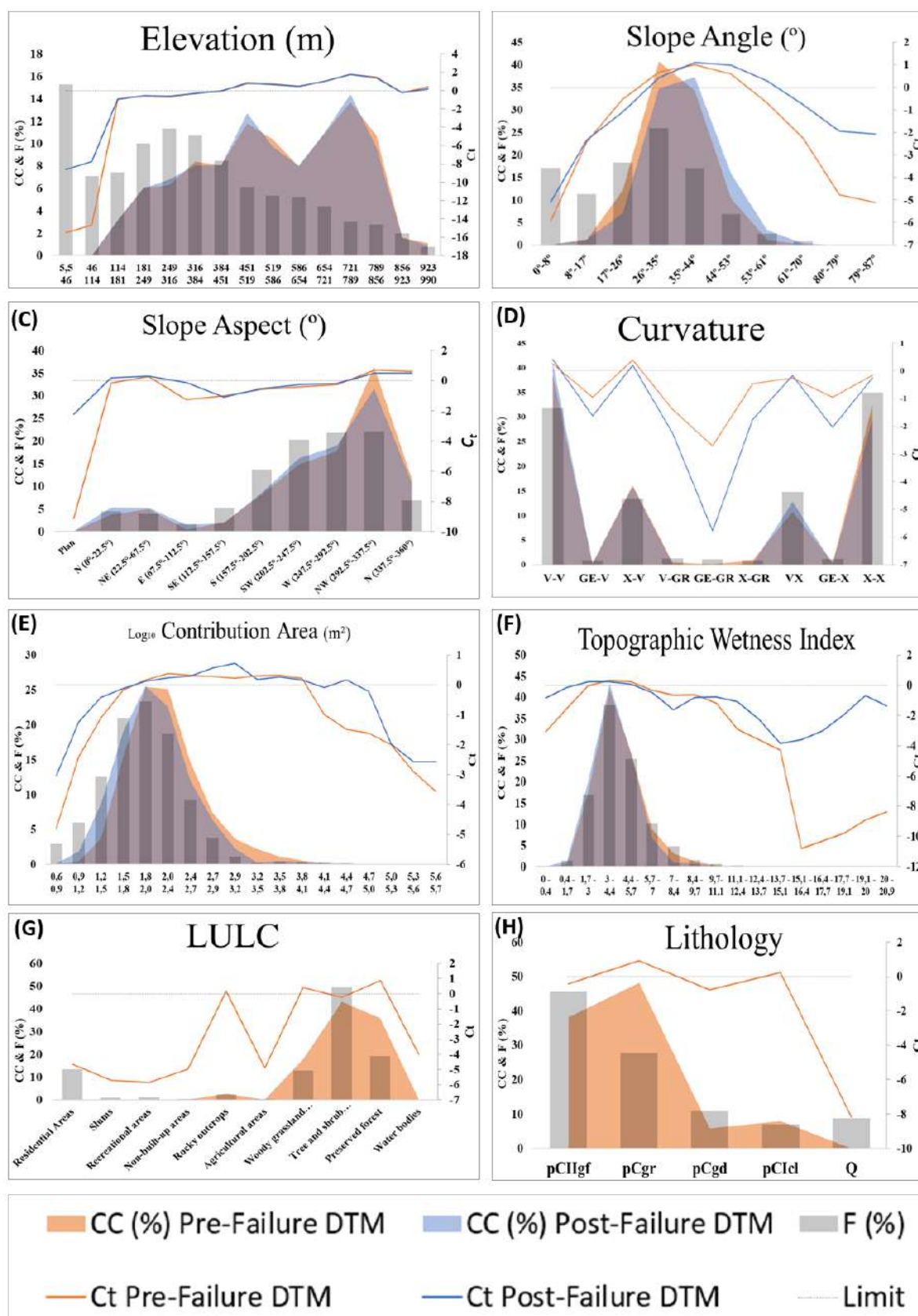
#### 4.4.2 Analyzing the Landslide Predisposing Factors

The predisposing factors and landslide scars were analyzed on their frequency (%), plotted against  $C_t$  index. Both pre-failure and post-failure DTMs were computed



(Figure 3). The frequency of the causative factors (F%) remained relatively unchanged when comparing both DTMs, as it is a global parameter incorporating all pixels in the watershed. However, as shown in Figure 3, the frequency of the landslide scars (CC%) varies between the pre-failure and post-failure DTMs, as well as the  $C_t$  index.

Figure 3 - Frequency of causative maps (F%), frequency of landslide scars (CC%), and contrast index ( $C_t$ ) derived from both the pre-failure and post-failure DTMs. In (A), elevation values range from 5.5 m to 990 m; in (B) slope angles range from 0° to 87°; in (C), slope aspect classified into the following categories: North (N), Northeast (NE), East (E), Southeast (SE), South (S), Southwest (SW), West (W) and Northwest (NW); in (D), curvature classifications, including: (X/X) divergent planform curvature coupled with convex profile curvature, (X/GR) uniform planform curvature coupled with convex profile curvature, (X/V) convergent planform curvature coupled with convex profile curvature, (GE/X) divergent planform curvature coupled with straight profile curvature, (GE/GR) uniform planform curvature coupled with straight profile curvature, (GE/V) convergent planform curvature coupled with straight profile curvature, (V/X) divergent planform curvature coupled with concave profile curvature, (V/GR) uniform planform curvature coupled with concave profile curvature, (V/V) convergent planform curvature coupled with concave profile curvature; in (E), contribution area values ranging from  $\log_{10} 0.6 \text{ m}^2$  to  $\log_{10} 105.7 \text{ m}^2$ ; in (F) topographic wetness index values ranging from 0 to 20.9; in (G), land use and cover classifications, including residential areas, informal settlements (slums), recreational areas, non-built-up areas, rocky outcrops, agricultural areas, woody grassland cover, tree and shrub cover, preserved forest, water bodies; in (H), lithology map, the classifications include: augen gneisses (pCllgf), granite intrusions (pCgr), granodiorites (pCgd), migmatites (pCicl) and quaternary deposits (Q).



Source: Figure created by author.

When analyzing the topographic factors, the elevation map shows positive values of  $C_t$  between 451 m and 856 m, as well as between 923 m and 990 m. These elevation ranges correspond to 27% of the watershed and account for 66% of the landslides identified in both DTMs (Figure 3a). The slope angles are associated with a high probability of landslides ranging from 26° to 53° in the pre-failure DTM and from 26° to 61° in the post-failure DTM (Figure 3b). These slopes, which exhibit positive  $C_t$  values, encompass approximately 50% of the watershed area and account for 85% of the landslides in the pre-failure DTM and 91% in the post-failure DTM. After the landslides (post-failure DTM), slope angles greater than 35° accounted for 11% more cells affected by landslides, potentially overestimating the significance of these slope angles.

The results for the slope aspect indicate positive  $C_t$  values (albeit close to zero) for slopes facing N, NE, and NW in the post-failure DTM. In the pre-failure DTM, positive  $C_t$  values are observed on slopes facing N (337.5°-360°), NE, and NW (Figure 3c). These slopes correspond to approximately 35% of the watershed area and account for 53% of the landslides recorded in both DTMs. However, after the landslides (post-failure DTM), the slopes facing N (0°-22.5°), NE, E, S, SW, and W accounted for 6% more cells affected by landslides, while the slopes facing SE, NW, and N (337.5°-360°) experienced a decrease in affected cells. In the Tijuca Massif, the orientation of rocky escarpments and drainage channels are strongly controlled by tectonic fractures, which play a critical role in hydrological and erosion dynamics, contributing to the long-term geomorphological evolution of the region (Coelho Netto, Avelar, Fernandes and Lacerda 2007, Fernandes, Guimaraes, Gomes, Vieira, Montgomery and Greenberg 2004, Fernandes, Tupinambá, Mello and Peixoto 2010). The slopes with positive  $C_t$  values are diametrically opposed to the main elevations aligned along the ENE/WSW fault direction. Therefore, structural control plays a significant role in influencing landslides, as indicated by this parameter.

The curvature map presents positive values of  $C_t$  in convergent planform curvatures (V/V) and (X/V), which correspond to 45% of the watershed area and account for 55% of the landslides identified in both DTMs (Figure 3d). Therefore, the frequency of landslides within these curvature classes remains largely consistent when comparing the two DTMs. These hillslope forms play an important role in sediment transport and deposition, as well as in the control of surface and subsurface runoff, being potential zones of landslide occurrence (Fernandes et al. 1994). Vieira and

Fernandes (2004) measured the saturated hydraulic conductivity ( $K_{\text{sat}}$ ) within slope failures and its surrounding areas in the Papagaio watershed. Their findings demonstrated significant variability in  $K_{\text{sat}}$  of up to two orders of magnitude over a vertical distance of just 60 cm. They found that landslides are related to high positive pore pressures within soil mantles, which are associated with topographic hollows and hydraulic discontinuities inside the deep weathered profile. According to Vieira and Fernandes (2004), these hydraulic discontinuities can also be explained by the relict metamorphic foliation of the Archer gneiss.

When analyzing the water-related factors, the contribution area shows positive values of  $C_t$  in the classes between  $\log_{10} 1.7\text{m}^2$  and  $\log_{10} 4.1\text{m}^2$  (Figure 3e). These classes are mostly found in the mid and lower portions of the slopes, corresponding to 60% of the watershed area and accounting for 80% and 70% of landslides, respectively, in the pre-failure and post-failure DTMs. In this case, the pos-failure DTM underestimates the importance of these classes with positive values of  $C_t$ . Landslide activity makes the hollows deepen and steepen, leading the multiple flow algorithm to concentrate these positive  $C_t$  values in fewer cells within the scar rather than distributing them more evenly across the terrain. The TWI map shows positive values of  $C_t$  in the classes between 3 and 5.7 for the pre-failure DTM and between 1.7 and 5.7 for the post-failure DTM (Figure 3f). These classes correspond to 69% and 90% of the watershed area, respectively, and account for 57% and 80% of the landslides in the pre-failure and post-failure DTMs. The frequency of landslides within classes with positive values of  $C_t$  remains consistent when comparing the two DTMs.

The lithological map shows positive values of  $C_t$  in the granite intrusion and migmatite classes, which correspond to 37% of the watershed area and account for 62% of the landslides (Figure 3g). Finally, the LULC map shows positive values of  $C_t$  in the preserved forest, woody grassland cover, and rocky outcrops classes (Figure 3h). These categories account for 34% of the watershed area and concentrate 57% of the landslides. Preserved forests and rocky outcrops are predominantly found in the headwaters and on steep slopes.

#### **4.4.3 Testing Conditional Independence, Combining Weighted Maps, and Selecting the Best Models**

The conditional independence among landslide-related factors was assessed using the Chi-square ( $\chi^2$ ) statistic and interpreted through the coefficients  $C$  (upper section of Table 1) and  $C^*$  (lower section of Table 1). The values in the black color represent pairs of predisposing factors derived from the pre-failure DTM, while the values in the red color correspond to pairs of predisposing factors derived from post-failure DTM. Values exceeding 0.5 are highlighted in gray, indicating a potential association between landslide-related factors. These dependent factors were then excluded from the modeling process.

Table 1 - Conditional independence between landslide-related factors calculated by coefficients  $C$  (top right half) and  $C^*$  (bottom left half). Results are displayed in black for pre-rupture DTMs and in red for post-rupture DTMs. Gray squares indicate a strong association between the respective maps.

	Pearson Contingency Coefficient - C															
	Slope Angle		Slp. Aspect		Elevation		TWI		Curvature		CA		Lithology		LULC	
Slope Angle			0.14	0.14	0.67	0.67	0.56	0.62	0.35	0.39	0.32	0.27	0.57	0.59	0.67	0.67
Slp. Aspect	0.15	0.15			0.28	0.27	0.16	0.16	0.17	0.16	0.20	0.36	0.29	0.22	0.35	0.35
Elevation	0.71	0.71	0.30	0.29			0.44	0.50	0.37	0.37	0.27	0.21	0.76	0.76	0.77	0.76
TWI	0.59	0.66	0.17	0.16	0.46	0.52			0.33	0.48	0.83	0.78	0.38	0.49	0.41	0.50
Curvature	0.37	0.41	0.18	0.17	0.39	0.40	0.35	0.51			0.28	0.35	0.38	0.45	0.38	0.40
CA	0.33	0.29	0.21	0.38	0.28	0.22	0.85	0.81	0.30	0.38			0.19	0.12	0.29	0.21
Lithology	0.64	0.66	0.32	0.25	0.84	0.85	0.43	0.55	0.42	0.50	0.22	0.13				0.68
LULC	0.70	0.71	0.37	0.37	0.81	0.80	0.44	0.53	0.40	0.42	0.31	0.22	0,76			
	Modified Contingency Coefficient - C*															

Abbreviations: Slope Aspect (Slp. Aspect); Topographic Wetness Index (TWI); Contribution Area (CA); Land Use and Land Cover (LULC).

We found that the most critical predisposing factors in landslide control ( $C_t > 1$ ) are the elevations between 655 m and 856 m, and the slope angle of between 35° and 44°. These classes are primarily observed in granite and migmatite areas, in the upper and middle portions of the watershed. The granite intrusions support an average slope angle of 37°, while the overall average slope of the watershed is 26°. Furthermore, the preserved forests are mostly located in granitic and migmatite lithologies and remain largely untouched due to their higher elevations and inaccessibility. We also highlight that the highest coefficients,  $C$  and  $C^*$  values, were observed between the elevation and lithology, elevation and LULC, and the CA and TWI maps. This indicates a strong geological influence on the distribution of elevation and LULC classes. TWI uses the upstream contribution area as input, so a strong association with CA is expected.

Based on Table 1, Table 2 presents the 12 combinations of landslide-related factors used for generating landslide susceptibility maps (Equation 3). Each landslide susceptibility map had its predictive capacity tested by calculating the areas under the

prediction curves. Models 4 and 11, which were combined using landslide-related factors computed from the pre-failure and post-failure DTMs, respectively, demonstrated the best results. Both combinations use the causative factors of curvature, slope aspect, contribution area, and slope angle. On average, the maps computed using post-failure DTMs produced slightly better results (AUC 0.75) compared to those derived from the pre-failure DTM (AUC 0.73).

Table 2 - Conditionally independent evidence combined and validated using the prediction rate curve (AUC). The topographic and water-related factors presented in black color were derived from the pre-failure DTM, while those presented in red color were obtained from the post-failure DTM.

<b>Models</b>	<b>Combination of Evidences</b>					<b>AUC</b>
1	Curvature	Slp. Aspect	CA	Lithology		0,72
2	Curvature	Slp. Aspect	CA	LULC		0,72
3	Curvature	Slp. Aspect	CA	Elevation		0,75
4	Curvature	Slp. Aspect	CA	Slope Angle		0,77
5	Curvature	Slp. Aspect	TWI	Lithology		0,71
6	Curvature	Slp. Aspect	TWI	LULC		0,72
7	Curvature	Slp. Aspect	TWI	Elevation		0,75
8	Curvature	Slp. Aspect	CA	Lithology		0,75
9	Curvature	Slp. Aspect	CA	LULC		0,71
10	Curvature	Slp. Aspect	CA	Elevation		0,75
11	Curvature	Slp. Aspect	CA	Slope Angle		0,78
12	Curvature	Slp. Aspect	TWI	Lithology		0,75

Abbreviations: Slope Aspect (Slp. Aspect); Topographic Wetness Index (TWI); Contribution Area (CA); Land Use and Land Cover (LULC).

Despite susceptibility models generated from post-failure DTMs present better results, we emphasize that data-driven models can learn and replicate biases from training data and increase the apparent model performance. Moreover, according to (Steger et al. 2016), the performance indicators used to validate these models are rarely questioned and are based on the idea that “higher predictive performance equals more meaningful results.”

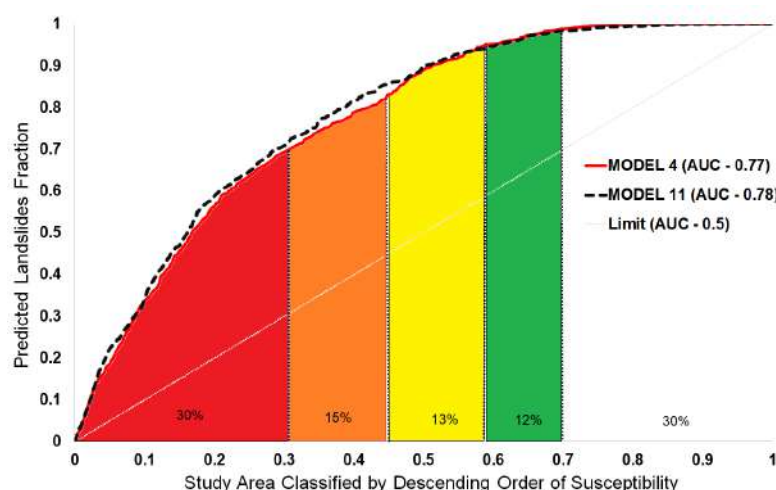
Conversely, less optimistic results may provide greater consistency and realism if the model’s theoretical assumptions are observed. In this context, Conoscenti, Ciaccio, Caraballo-Arias, Gómez-Gutiérrez, Rotigliano and Agnesi (2015) argue that statistical models utilizing post-failure DTMs should not be considered as susceptibility models capable of predicting future events. This is because maps generated by these DTMs are inherently biased and do not fully represent the topographical conditions of environments impacted by landslides.

#### 4.4.4 Pre-failure Susceptibility Map

Model 4, derived from maps computed using the pre-failure DTM, was classified into five susceptibility classes established through the graphical hierarchy method (Figure 4). These classes were as follows: “Very High,” which accounts for 30% of the study area and explains approximately 70% of the landslides with the highest  $C_t$  values; “High,” covering 15% of the study area and explaining about 13% of the landslides with positive  $C_t$  values that trend toward zero; “Medium,” representing 13% of the study area and accounting for roughly 12% of the landslides with  $C_t$  values ranging from 0 to small negative values; “Low,” occupying 12% of the study area and explaining only 4% of the landslides with negative  $C_t$  values; and “Very Low,” which represents 30% of the study area and accounts for just 1% of the landslides with the lowest  $C_t$  values.

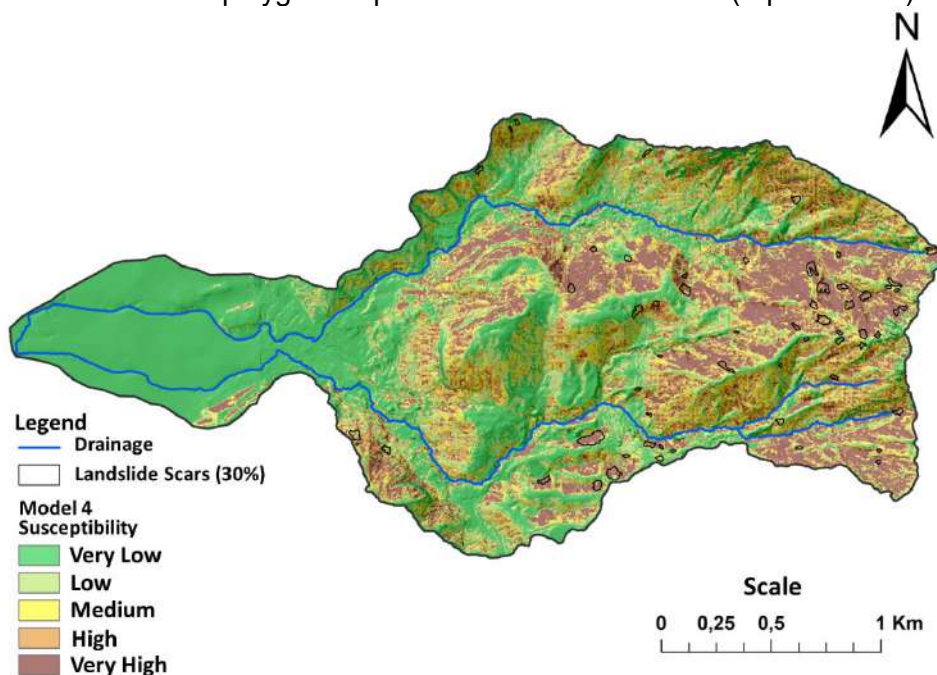
Although the spatial distribution of the landslide susceptibility map (model 4) does not correspond directly to the spatial patterns of any single algebraically combined predisposing factor, the susceptibility classes reflect the direct influence of topographic and hydrological controls, as well as the indirect effects of lithological and structural influences on landslide occurrence (Figure 5). Most of the areas classified as exhibiting “High” and “Very High” susceptibility are characterized by convergent planform curvatures (V/V) and (X/V), slopes facing N ( $337.5^\circ$ - $360^\circ$ ), NE, and NW, gradients varying between  $26^\circ$  to  $53^\circ$ , and contribution area classes between  $\log_{10} 1.7\text{m}^2$  and  $\log_{10} 4.1\text{m}^2$ . Although models 4 and 11 yield similar results, the latter (dashed line) tends to overestimate the predictive capacity of the susceptibility classes “Very High,” “High,” and “Medium.”

Figure 4 - Prediction rate curve and classification of landslide susceptibility for models 4 (pre-failure DTM) and 11(post-failure DTM): The degrees of susceptibility are classified as follows: red indicates very high susceptibility, orange indicates high susceptibility, yellow represents medium susceptibility, green indicates low susceptibility, and white indicates very low susceptibility.



Source: Figure created by author.

Figure 5 - The landslide susceptibility map (model 4) with the five distinct susceptibility classes. The black polygons represent the landslide scars (rupture zone).



Source: Figure created by author.

The spatial distribution of areas classified as having high and very high susceptibility to landslides is predominantly located in the mid and upper portions of the watershed. These zones encompass higher elevations with limited urban development. Areas with the lowest susceptibility to landslides are predominantly located in the lower portions of the watersheds, near their outlets. Although these



lowlands, composed of fluviomarine Quaternary deposits, are not prone to translational landslides, they are densely populated and vulnerable to debris flows. Events such as the 1996 debris flow traveled significant distances (over 5 km), destroying more than 100 homes and one fatality (GEORIO, 1996).

#### 4.5 CONCLUSIONS

Statistical landslide susceptibility models are built on the assumption that the predisposing factors controlling past landslides will statistically determine the spatial probability of future events. Although this premise is well-established, much of the existing literature on statistical modeling for landslide prediction relies on topographic data that represent post-failure conditions. This study provides valuable insights into landslide susceptibility modeling by comparing pre-failure and post-failure DTMs to reduce inherent biases and provide a more accurate foundation for predicting future landslides.

By comparing pre-failure and post-failure DTMs, we also demonstrate a significant denudational impact of landslides within the Quitite and Papagaio watersheds over recent years (1996-2013). These insights into the spatiotemporal evolution of landslides can improve our understanding of their kinematic characteristics and failure mechanisms, providing valuable scientific support for landslide susceptibility modeling and early warning systems, since landslides not only create new landform geometries but are also subsequently influenced by these altered topographies.

A comparison between pre-rupture and post-rupture MDTs indicates that slope angles greater than  $35^\circ$ , derived from the post-rupture MDT, contain approximately 11% more cells affected by landslides. Slope angles with positive  $C_t$  values, also obtained from the post-rupture MDT, contain around 6% more landslide-affected cells, potentially overestimating the influence of these slope conditions. After the occurrence of the landslides, slopes facing N ( $0^\circ$ – $22.5^\circ$ ), NE, E, S, SW, and W accounted for 6% more cells affected by landslides, whereas those facing SE, NW, and N ( $337.5^\circ$ – $360^\circ$ ) showed a proportionally lower number of affected cells. In examining water-related factors, the post-failure DTM underestimates the significance of positive  $C_t$  values in the contribution area map by 10% while overestimating positive  $C_t$  values for the TWI map by 23%.

The landslide susceptibility maps derived from post-failure DTMs demonstrate slightly higher apparent performance (AUC 0.75) compared to those generated from pre-failure DTMs (AUC 0.73). However, data-driven models can inherit and amplify biases present in training data, leading to an overestimation of model performance. In this regard, Model 4, computed from pre-failure DTMs, was identified as producing the most reliable result (AUC 0.77). Model 4 captures the topographical and hydrological controls, as well as the indirect effects of lithological and structural influences on landslides. Areas classified as having "High" and "Very High" susceptibility are primarily those with convergent planform curvatures (V/V and X/V), slopes facing N ( $337.5^{\circ}$ – $360^{\circ}$ ), NE, and NW, gradients between  $26^{\circ}$  and  $53^{\circ}$ , and contribution area values ranging from  $\log_{10} 1.7\text{m}^2$  and  $\log_{10} 4.1\text{m}^2$ .

#### 4.6 REFERENCES

- Agterberg FP, Bonham-Carter GF, Cheng Q and Wright DF (1993) Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping. In: John CD and Ute Christina H (eds) *Computers in geology: 25 years of progress*, Oxford University Press, Inc., pp 13-32.
- Agterberg FP and Cheng Q (2002) Conditional independence test for weights-of-evidence modeling. *Natural Resources Research* 11: 249-255. doi: 10.1023/a:1021193827501.
- Almeida NVV (2013) Avaliação da susceptibilidade à ocorrência de deslizamentos em âmbito municipal: Concelhos de porto moniz, ribeira brava, santana e são vicente (ilha da madeira). Dissertação, Universidade de Lisboa.
- Ayalew L and Yamagishi H (2005) The application of gis-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the kakuda-yahiko mountains, central japan. *Geomorphology* 65: 15-31. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.06.010>.
- Beven MJ and Kirkby MJ (1979) A physically-based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrological Sciences Bulletin* 24: 43-69.
- Bi J and Bennett KP (2003) Regression error characteristic curves. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML – 2003)*, Washington DC.,
- Blahut J, van Westen CJ and Sterlacchini S (2010) Analysis of landslide inventories for accurate prediction of debris-flow source areas. *Geomorphology* 119: 36-51. doi: DOI: 10.1016/j.geomorph.2010.02.017.
- Bonham-Carter GF (1994) *Geographic information systems for geoscientists: Modelling with gis*. Pergamon Press, Canadá.

Bonham-Carter GF, Agterberg FP and Wright DF (1989) Weights of evidence modelling: A new approach to mapping mineral potential. Statistical applications in the earth sciences [S I]: Geol Survey Canada: 171-183.

Borgatti L and Soldati M (2010) Landslides and climatic change. In: Alcántara-Ayala I and Goudie AS (eds) Geomorphological hazards and disaster prevention, Cambridge University Press, pp 87-96.

Brabb EE (1993) Proposal for worldwide landslide hazard maps. Seventh International Conference and Field Workshop on Landslides in Czech and Slovak Republics, Rotterdam, Czech Republic and Slovakia, pp 15–27.

Carrara A, Cardinali M, Detti R, Guzzetti F, Pasqui V and Reichenbach P (1991) Gis techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. Earth Surface Processes and Landforms 16: 427-445.

Chen X, Chen H, You Y, Chen X and Liu J (2015) Weights-of-evidence method based on gis for assessing susceptibility to debris flows in kangding county, sichuan province, china. Environmental Earth Sciences 75: 70. doi: 10.1007/s12665-015-5033-z.

Chung CJF and Fabbri AG (1999) Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing 65: 1389-1399.

Coelho Netto AL, Avelar AS, Fernandes MC and Lacerda WA (2007) Landslide susceptibility in a mountainous geoecosystem, tijuca massif, rio de janeiro: The role of morphometric subdivision of the terrain. Geomorphology 87: 120-131. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.03.041>.

Conoscenti C, Ciaccio M, Caraballo-Arias NA, Gómez-Gutiérrez Á, Rotigliano E and Agnesi V (2015) 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 242: 49-64. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2014.09.020>.

Conrad O, Bechtel B, Bock M, Dietrich H, Fischer E, Gerlitz L, Wehberg J, Wichmann V and Böhner J (2015) System for automated geoscientific analyses (saga) v. 2.1.4. Geosci Model Dev 8: 1991-2007. doi: 10.5194/gmd-8-1991-2015.

Dahal RK, Hasegawa S, Nonomura A, Yamanaka M, Dhakal S and Paudyal P (2008) Predictive modelling of rainfall-induced landslide hazard in the lesser himalaya of nepal based on weights-of-evidence. Geomorphology 102: 496-510. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2008.05.041>.

Dantas ME and Mello LB (2019) Mapa de padrões de relevo do município do rio de janeiro (escala - 1:25.000). CPRM - Serviço Geológico do Brasil.

Dikau R (1988) Entwurf einer geomorphographisch-analytischen systematik von reliefeinheiten. Heidelberg.

Fernandes NF, Coelho Netto AL and Lacerda WA (1994) Subsurface hydrology of layered colluvium mantles in unchannelled valleys - south-eastern brazil. *Earth Surface Processes & Landforms* 19: 609-626.

Fernandes NF, Guimaraes RF, Gomes RAT, Vieira BC, Montgomery DR and Greenberg H (2004) Topographic controls of landslides in rio de janeiro: Field evidence and modeling. *Catena* 55: 163-181.

Fernandes NF, Tupinambá M, Mello CL and Peixoto MNO (2010) Rio de janeiro: A metropolis between granite-gneiss massifs. In: Migon P (ed) *Geomorphological landscapes of the world*, Springer Netherlands, pp 89-100.

Fundação GEORIO (1996) Estudos geológico-geotécnicos a montante dos condomínios capim melado e vilarejo, jacarepaguá. Fundação Instituto de Geotécnica GEO-RIO, Rio de Janeiro, RJ, pp 71.

Gariano SL and Guzzetti F (2016) Landslides in a changing climate. *Earth-Science Reviews* 162: 227-252. doi: <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2016.08.011>.

Ghosh S, Carranza EJM, van Westen CJ, Jetten VG and Bhattacharya DN (2011) Selecting and weighting spatial predictors for empirical modeling of landslide susceptibility in the darjeeling himalayas (india). *Geomorphology* 131: 35-56. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2011.04.019>.

Gomes GJC, Vrugt JA and Vargas EA (2016) 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* 52: 3085-3112. doi: 10.1002/2015WR018147.

Gomes RAT, Guimarães RF, Júnior OAC, Fernandes NF, Júnior EAV and Martins ÉS (2008) 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* 45: 197-209. doi: 10.1007/s11069-007-9160-z.

Gomes RAT, Guimarães RF, Júnior OAdC, Fernandes NF and Jr. EVdA (2013) Combining spatial models for shallow landslides and debris-flows prediction. *Remote Sensing* 5: 2219-2237. doi: 10.3390/rs5052219.

Gorsevski PV, Gessler P and Foltz RB (2000) 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.

Gorum T, Gonencgil B, Gokceoglu C and Nefeslioglu H (2008) Implementation of reconstructed geomorphologic units in landslide susceptibility mapping: The melen gorge (nw turkey). *Natural Hazards* 46: 323-351. doi: 10.1007/s11069-007-9190-6.

Guimarães RF, Montgomery DR, Greenberg HM, Fernandes NF, Gomes RAT and Júnior OAdC (2003) Parameterization of soil properties for a model of topographic

controls on shallow landsliding: Application to rio de janeiro. *Engineering Geology* 69: 98-108.

Guzzetti F, Mondini AC, Cardinali M, Fiorucci F, Santangelo M and Chang K-T (2012) Landslide inventory maps: New tools for an old problem. *Earth-Science Reviews* 112: 42-66. doi: 10.1016/j.earscirev.2012.02.001.

Guzzetti F, Reichenbach P, Ardizzone F, Cardinali M and Galli M (2006) Estimating the quality of landslide susceptibility models. *Geomorphology* 81: 166-184. doi: DOI: 10.1016/j.geomorph.2006.04.007.

Haque U, da Silva PF, Devoli G, Pilz J, Zhao B, Khaloua A, Wilopo W, Andersen P, Lu P, Lee J, Yamamoto T, Keellings D, Jian-Hong W and Glass GE (2019) The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995–2014). *Science of the Total Environment* 682: 673-684. doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.03.415.

Hussin HY, Zumpano V, Reichenbach P, Sterlacchini S, Micu M, van Westen C and Bălteanu D (2016) Different landslide sampling strategies in a grid-based bi-variate statistical susceptibility model. *Geomorphology* 253: 508-523. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.10.030>.

Hutchinson JN and Chandler MP (1991) A preliminary landslide hazard zonation of the undercliff of the isle of wight. *Slope stability engineering developments and applications* thomas telford publishing, england, Thomas Telford Publishing, England, Ilia I and Tsangaratos P (2016) Applying weight of evidence method and sensitivity analysis to produce a landslide susceptibility map. *Landslides* 13: 379-397. doi: 10.1007/s10346-015-0576-3.

IPP (2015) Mapa de cobertura vegetal e de uso da terra do município do rio de janeiro do ano de 2015. In: Janeiro IMdUPPdRd (ed), Rio de Janeiro.

Jaboyedoff M, Oppikofer T, Abellán A, Derron M-H, Loye A, Metzger R and Pedrazzini A (2012) Use of lidar in landslide investigations: A review. *Natural Hazards* 61: 5-28. doi: 10.1007/s11069-010-9634-2.

Lacerda WA, Netto ALC and Sato AM (2017) Technical report on landslide related disasters in brazil In: Ho K, Lacasse S and Picarelli L (eds) *Slope safety preparedness for impact of climate change*, CRC Press, pp 45-70.

McKean J and Roering J (2004) Objective landslide detection and surface morphology mapping using high-resolution airborne laser altimetry. *Geomorphology* 57: 331-351.

Neuhäuser B, Damm B and Terhorst B (2012) Gis-based assessment of landslide susceptibility on the base of the weights-of-evidence model. *Landslides* 9: 511-528. doi: 10.1007/s10346-011-0305-5.

Piacentini D, Troiani F, Soldati M, Notarnicola C, Savelli D, Schneiderbauer S and Strada C (2012) Statistical analysis for assessing shallow-landslide susceptibility in south tyrol (south-eastern alps, italy). *Geomorphology* 151: 196-206.

Poonam, Rana N, Champati ray PK, Bisht P, Bagri DS, Wasson RJ and Sundriyal Y (2017) 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* 284: 41-52. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.11.008>

Quinn P, Beven K, Chevalier P and Planchon O (1991) The prediction of hillslope paths for distributed hydrological modeling using digital terrain models. *Hydrological Processes* 5: 59-79.

Quinn PF, Beven KJ and Lamb R (1995) The  $\ln(a/\tan b)$  index: How to calculate it and how to use it within the topmodel framework. *Hydrological Processes* 9: 161-182.

Regmi NR, Giardino JR and Vitek JD (2010) Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach: Western colorado, USA. *Geomorphology* 115: 172-187. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.10.002>.

Reichenbach P, Rossi M, Malamud BD, Mihir M and Guzzetti F (2018) A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews* 180: 60-91. doi: 10.1016/j.earscirev.2018.03.001.

Reis AP and Mansur KL (1995) Sinopse geológica do estado do rio de janeiro – mapa geológico 1:400.000. Departamento de Recursos Minerais do Estado do Rio de Janeiro (DRM-RJ), Niterói (RJ).

Steger S, Brenning A, Bell R, Petschko H and Glade T (2016) Exploring discrepancies between quantitative validation results and the geomorphic plausibility of statistical landslide susceptibility maps. *Geomorphology* 262: 8-23.

Teerarungsikul S, Torizin J, Fuchs M, Kühn F and Chonglakmani C (2016) 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* 13: 1151-1165. doi: 10.1007/s10346-015-0659-1.

Thiery Y, Malet JP, Sterlacchini S, Puissant A and Maquaire O (2007) Landslide susceptibility assessment by bivariate methods at large scales: Application to a complex mountainous environment. *Geomorphology* 92: 38-59.

van Westen CJ, Rengers N and Soeters R (2003) Use of geomorphological information in indirect landslide susceptibility assessment. *Natural Hazards* 30: 399-419.

Varnes DJ (1984) Landslide hazard zonation: A review of principles and practice. *Landslide Hazard Zonation*, UNESCO, Paris, pp 61.

Vieira BC and Fernandes NF (2004) Landslides in rio de janeiro: The role played by variations in soil hydraulic conductivity. *Hydrological Processes* 18: 791-805.

Yilmaz I (2010) The effect of the sampling strategies on the landslide susceptibility mapping by conditional probability and artificial neural networks. *Environmental Earth Sciences* 60: 505-519. doi: 10.1007/s12665-009-0191-5.

## *CAPÍTULO 5*

*MODELOS DIGITAIS DO TERRENO PRÉ-RUPTURA E PÓS-  
RUPTURA NO CONTROLE DA ESTABILIDADE DE ENCOSTAS:  
AVALIAÇÃO DETERMINÍSTICA DA SUSCEPTIBILIDADE A  
ESCORREGAMENTOS*

## 5 MODELOS DIGITAIS DO TERRENO PRÉ-RUPTURA E PÓS-RUPTURA NO CONTROLE DA ESTABILIDADE DE ENCOSTAS: AVALIAÇÃO DETERMINÍSTICA DA SUSCEPTIBILIDADE A ESCORREGAMENTOS

### 5.1 INTRODUÇÃO

Os movimentos gravitacionais de massa (MMs) são fenômenos naturais de dinâmica externa que participam da evolução do relevo pelo controle das taxas de denudação de paisagens montanhosas (SELBY, 1993b; LOPES, 1997; SIDLE e OCHIAI, 2006; KORUP *et al.*, 2010; EGHOLM *et al.*, 2013). São também responsáveis por grandes impactos socioeconômicos em todo o mundo (KIRSCHBAUM *et al.*, 2015; ONU, 2015), razão pela qual pesquisadores, engenheiros e gestores buscam identificar as áreas com maior predisposição natural para sua ocorrência.

Modelos matemáticos de susceptibilidade a escorregamentos são frequentemente adotados na previsão dos MMs. Quando construídos sobre bases físicas, os modelos de susceptibilidade a escorregamentos utilizam variáveis topográficas fundamentais em suas equações para estimar a estabilidade de cada célula do terreno, como o ângulo de encosta e a área de contribuição. Estas variáveis são calculadas a partir de um Modelos Digitais do Terreno (MDT), cuja escala espacial e a capacidade de representar adequadamente as características do terreno depende do método de aquisição dos dados da superfície

Nesse sentido, os sistemas de varredura *laser* aerotransportados possibilitam a identificação de assinaturas de MMs em regiões montanhosas densamente florestadas (SCHULZ, 2007; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2007; KASAI *et al.*, 2009; BURNS *et al.*, 2010; RAZAK *et al.*, 2011; VAN DEN EECKHAUT *et al.*, 2012), aumentando a qualidade do inventário de cicatrizes (ARDIZZONE *et al.*, 2007) e da representação dos fatores predisponentes topográficos e hidrológicos. Contudo, quando obtidos após a ocorrência dos MMs, estes MDTs evidenciam as condições topográficas pós-ruptura (MDTs pós-ruptura) que se manifestam nas mudanças do gradiente, da rugosidade, da forma do terreno e, conseqüentemente, nas dinâmicas dos fluxos superficiais e subsuperficiais, não mais representando o estado de tensões originais dos maciços responsáveis pelas instabilizações passadas.

Quando da ausência de MDTs pretéritos à ocorrência dos MMs, uma possível solução é assumir que a morfologia pré-ruptura possa ser inferida diretamente ou



indiretamente pelas áreas adjacentes às cicatrizes que não foram perturbadas pelos escorregamentos. Três abordagens são apresentadas pela literatura para inferir a topografia pré-ruptura: i) uma primeira abordagem estima informações consideradas geneticamente representativas das condições pré-ruptura através de células localizadas próximas às zonas de ruptura e que não foram atingidas pelos escorregamentos, como as chamadas “*seed cells*”, (SÜZEN e DOYURAN, 2004a; b; NEFESLIOGLU, HAKAN A. *et al.*, 2008; NEFESLIOGLU, H. A. *et al.*, 2008; BAI *et al.*, 2010; NANDI e SHAKOOR, 2010), ou as células localizadas na MUSE (*main scarp upper edge*) (CLERICI *et al.*, 2006), ou mesmo aquelas localizadas nos BLIPs (*buffered landslide identification points*) (COSTANZO *et al.*, 2012); ii) 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 (STEGEER *et al.*, 2016); iii) uma terceira abordagem, um pouco mais sofisticada, faz uso de diferentes métodos interpoladores para reconstruir a superfície erodida pelos escorregamentos através de uma matriz raster ou de uma superfície TIN (*Triangular Irregular Network*), como nos trabalhos de Gorum *et al.* (2008) e Conoscenti *et al.* (2015).

As abordagens supracitadas vêm sendo experimentadas em modelos estatísticos de susceptibilidade; não tendo sido, contudo, testadas em modelos matemáticos de bases físicas. Desta forma, o objetivo deste trabalho é avaliar o controle da topografia pré-ruptura e pós-ruptura na deflagração de escorregamentos, através de um modelo de estabilidade de bases físicas. Para tanto, apresentamos uma metodologia para reconstrução de modelos digitais de terreno empregando 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 (*Airborne Laser Scanning*) na etapa de interpolação. Apresentamos ainda, a ferramenta SAfELand (*Soil Susceptibility Analysis for Estimating Landslides*), que resolve o problema físico dos escorregamentos translacionais pelo modelo SHALSTAB, gerando um ranking dos resultados (CASSARA *et al.*, in prep).

## 5.2 MODELAGEM DETERMINÍSTICA

Escorregamentos são fenômenos controlados por leis físicas e podem ser modelados empiricamente, estatisticamente, ou por métodos determinísticos (GUZZETTI *et al.*, 1999). Os modelos determinísticos, particularmente os modelos desenvolvidos sobre bases físicas, apresentam a vantagem de estarem respaldados por leis físicas que controlam a estabilidade das encostas e proporcionam uma melhor informação quantitativa (SAFAEI *et al.*, 2011). Estes modelos representam “relações exatamente previsíveis entre variáveis dependentes e independentes (causa e efeito), consistindo em um conjunto de afirmações matemáticas dedutivas ou intuitivas” (CHORLEY, 1975) e são computados, normalmente, em ambiente SIG (Sistema de Informação Geográfico) ou através de linguagens de programação como C++, Fortran, MATLAB etc. Os resultados dos modelos físicos são interpretados por um índice de estabilidade, ou fator de segurança, que representa a relação de forças solicitantes e resistentes ao movimento inicial (RITTER, 1978; GUIDICINI e NIEBLE, 1984; SIDLE *et al.*, 1985; SELBY, 1993a) e finalmente são apresentados cartograficamente.

O modelo selecionado para a realização desse trabalho foi o SHALSTAB (*Shallow, Landslide Stability Model*), de Montgomery e Dietrich (1994); um dos modelos de susceptibilidade a escorregamentos translacionais em base física mais utilizados mundialmente e no Brasil (FERNANDES, 2016; VIEIRA e MARTINS, 2016; MELO e KOBAYAMA, 2018), já tendo sido aplicado na área de estudo selecionada para este trabalho (GUIMARÃES *et al.*, 2003; FERNANDES *et al.*, 2004; GUIMARÃES *et al.*, 2004; GOMES *et al.*, 2005; GOMES *et al.*, 2008; GOMES *et al.*, 2013), viabilizando comparações e discussões entre os autores.

### **5.2.1 Modelo SHALSTAB**

O modelo SHALSTAB é uma rotina computacional customizada para o cálculo do fator de segurança, desenvolvido na década de 90 a partir dos trabalhos de Dietrich *et al.* (1993); Montgomery e Dietrich (1994); Dietrich *et al.* (1995); Dietrich e Montgomery (1998) e simula a susceptibilidade de ocorrência de escorregamentos translacionais em escala de bacia hidrográfica. O modelo incorpora a equação do talude infinito, fundamenta na lei de Mohr-Coulomb *apud* Carson e Kirkby, (1972) e um modelo hidrológico que assume um estado uniforme de recarga (*steady state*) e simula a poro pressão máxima, dado o padrão de variação espacial da umidade (altura da coluna de água) que ocorre em um evento chuvoso.

O modelo hidrológico desenvolvido por O'loughlin (1986) pode ser resolvido considerando a proporção saturada do solo ( $h/z$ ), assumindo que a condutividade saturada não varia com a profundidade, de acordo com a Equação 1:

$$\frac{h}{z} = \left( \frac{Q \cdot a}{b \cdot T \cdot \sin \theta} \right) \quad (1)$$

Onde:

$h$  [m] = Altura da coluna de água;

$z$  [m] = Espessura do solo;

$a$  [m<sup>2</sup>] = Área de contribuição a montante;

$Q$  [m/d] = Taxa de recarga uniforme;

$b$  [m] = Comprimento de contorno;

$\theta$  [graus] = Ângulo da encosta;

$T$  [m<sup>2</sup>/d] = Transmissividade do solo.

Subsequentemente, o modelo do talude infinito pode ser resolvido a partir da razão ( $h/z$ ), de acordo com a Equação 2.

$$\frac{h}{z} = \frac{\rho_s}{\rho_w} \cdot \left( 1 - \frac{\tan \theta}{\tan \phi} \right) + \frac{C}{(\cos \theta^2) \cdot \tan \phi \cdot \rho_w \cdot g \cdot z} \quad (2)$$

Onde:

$\rho_s$  [kg/m<sup>3</sup>] = Massa específica do solo úmido;

$\rho_w$  [1000kg/m<sup>3</sup>] = Massa específica da água;

$\phi$  [graus] = Ângulo de atrito interno do solo;

$g$  [9,8m/s<sup>2</sup>] = Aceleração da gravidade;

$C$  [N/m<sup>2</sup>] = Coesão total;

Finalmente, a Equação 2 pode ser reescrita em função das variáveis hidrológicas  $Q$  e  $T$ , pela fórmula final adotada pelo SHALSTAB (Equação 3).

$$\frac{Q}{T} = \frac{b}{a} \cdot \sin \theta \left[ \frac{\rho_s}{\rho_w} \cdot \left( 1 - \frac{\tan \theta}{\tan \Phi} \right) + \frac{C}{(\cos \theta^2) \cdot \tan \Phi \cdot \rho_w \cdot g \cdot z} \right] \quad (3)$$

O resultado está organizado em cinco classes de susceptibilidade, em função da relação  $Q/T$ , além das classes “incondicionalmente instável” e “incondicionalmente estável”, definidas pelas equações apresentadas na Tabela1, segundo Montgomery e Dietrich (1994). Para cálculo mais detalhado do modelo SHALSTAB e das classes

de estabilidade, consultar Montgomery e Dietrich (1994); Dietrich e Montgomery (1998); Guimarães *et al.* (2008).

Tabela 1: Classes de estabilidade definidas pelo modelo SHALSTAB

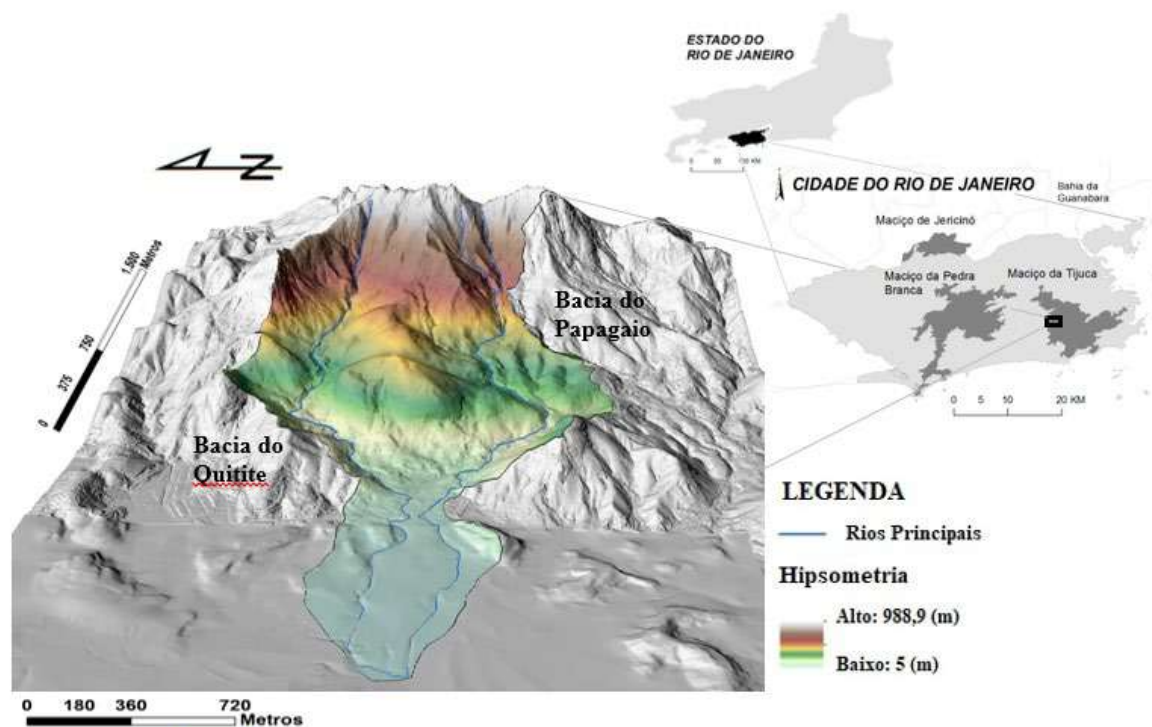
<b>Classes de Estabilidade</b>	<b>Qualificação</b>
Incondicionalmente Instável	Incondicionalmente instável e saturado
$\log Q/T < -3,1$	Incondicionalmente instável e não saturado
$-3,1 < \log Q/T < -2,8$	Instável e saturado
$-2,8 < \log Q/T < -2,5$	Instável e não saturado
$-2,5 < \log Q/T < -2,2$	Estável e não saturado
$\log Q/T > -2,2$	Incondicionalmente estável e não saturado
Incondicionalmente Estável	Incondicionalmente estável e saturado

Fonte: Modificado de Dietrich e Montgomery (1998).

### 5.3 ÁREA DE ESTUDO

Duas bacias piloto foram selecionadas, a saber as bacias dos rios Quitite e Papagaio, com área de 5,4 km<sup>2</sup>, situadas na porção oeste do Maciço da Tijuca, no Rio de Janeiro (Figura 1). Entre os dias 13 e 14 de fevereiro de 1996, a região foi afetada por uma chuva acumulada de 394 mm em 48 horas, com intensidade máxima de 50 mm/h, dado registrado pela estação pluviométrica do Alto da Boa Vista, fornecidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET). Esse evento desencadeou, aproximadamente, 108 escorregamentos translacionais, os quais originaram duas corridas de detritos nos canais principais das bacias analisadas.

Figura 1 – Área de estudo: bacias dos rios Quitite e Papagaio à oeste do Maciço da Tijuca, em Jacarepaguá, na cidade do Rio de Janeiro (RJ).



Fonte: Figura criada pelo autor.

O clima da região é o tropical úmido, com precipitações anuais variando entre 1.300 mm e 3.000 mm, e chuvas de verão alcançando até 900 mm/mês (COELHO NETTO *et al.*, 2007). As florestas preservadas (Floresta Tropical Pluvial de Encosta) predominam nas cabeceiras de drenagem, enquanto florestas degradadas (cobertura arbórea arbustiva) e gramíneas são mais frequentes nas bacias (IPP, 2015).

No terço superior das bacias, o relevo é montanhoso, com escarpas rochosas, convexas e com vales encaixados, sustentados principalmente por intrusões graníticas e migmatitos (REIS e MANSUR, 1995; VIEIRA *et al.*, 1997; DANTAS e MELLO, 2019). Nesta porção das bacias, os solos são rasos, sendo principalmente Litossolos e Cambissolos (FERNANDES *et al.*, 2001). No terço médio e inferior das bacias predominam granodioritos, gnaisses facoidais e depósitos quaternários (REIS e MANSUR, 1995), com solos que podem ultrapassar 12 metros de espessura, especialmente nos exutórios das bacias (GOMES *et al.*, 2016).

## 5.4 MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos podem ser divididos em 3 etapas: i) aquisição e preparação dos dados: inclui a geração do MDT pós-ruptura, MDT pré-ruptura e

mapeamento das assinaturas dos escorregamentos; ii) formulação e implementação da rotina SHALSTAB em MATLAB (*MATrix LABoratory*) e iii) validação dos resultados.

#### **5.4.1 Aquisição e Preparação dos Dados**

##### **5.4.1.1 Modelo Digital do Terreno Pós-ruptura e Mapeamento das Assinaturas de Escorregamento**

O MDT LiDAR utilizado neste trabalho possui resolução espacial de 2m e foi adquirido pela Fundação Instituto de Geotécnica “Geo-Rio”, da Prefeitura do Rio de Janeiro, no ano de 2013. Os pontos LiDAR, classificados segundo seus múltiplos retornos, foram interpolados por krigagem para gerar um Modelo Digital de Terreno (MDT) pós-ruptura com resolução espacial de 2 metros.

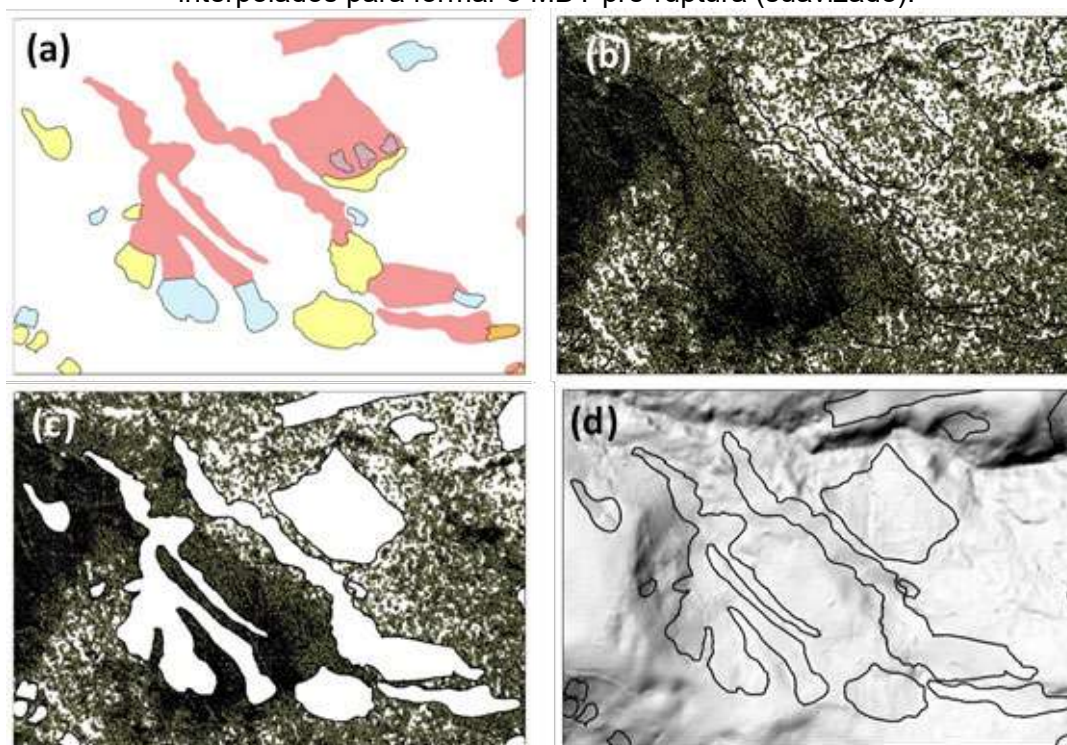
O mapeamento das assinaturas de escorregamento foi realizado pelo método de vetorização interativa, pela interpretação topográfica das cicatrizes e zonas de transporte/erosão, utilizando as curvas de nível, o relevo sombreado do MDT LiDAR pós-ruptura e as fotografias aéreas na escala de 1:20.000, obtidas 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.

##### **5.4.1.2 Modelo Digital do Terreno Pré-Ruptura**

O MDT pré-ruptura representa as mudanças nos valores de elevação em uma matriz raster nas áreas denudadas pelos escorregamentos à medida que conserva as características topográficas do restante da bacia. Neste trabalho utilizamos a abordagem de reconstrução da topografia que utiliza um método interpolador. 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 e transporte (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).



Fonte: Figura criada pelo autor.

#### 5.4.2 Implementação da Rotina SHALSTAB pelo S<sub>A</sub>fELand

Neste trabalho, implementamos uma rotina automatizada em MATLAB (*MATrix LABoratory*) para resolver a equação de estabilidade, combinando mapas temáticos distribuídos de entrada (ângulo de encosta e área de contribuição) e listas com os valores dos parâmetros geotécnicos para produzir diferentes cenários de susceptibilidade. A ferramenta denominada S<sub>A</sub>fELand (*Soil Susceptibility Analysis for Estimating Landslides*) resolve o problema físico dos escorregamentos translacionais pelo modelo SHALSTAB, testa diferentes valores dos parâmetros físicos do solo e

valida automaticamente cada cenário, gerando um ranking dos resultados (ARAÚJO *et al.*, 2019; CASSARA *et al.*, 2019; CASSARA *et al.*, in prep).

O S<sub>af</sub>E<sub>Land</sub> está sendo desenvolvido no Laboratório de Monitoramento e Modelagem Pedogeomorfológica da Universidade Federal do Rio de Janeiro (LAMPEGE/UFRJ). O programa é modular, otimizado e possui, atualmente, mais de duas mil linhas de código. Admite entradas no formato de lista de valores ou *grid* e possui salvamento automático do estado das simulações para retomada em caso de interrupção. O número de resultados possíveis é equivalente ao número de combinações proporcionadas pelas listas.

#### 5.4.2.1 Entrada de Dados

A rotina S<sub>af</sub>E<sub>Land</sub> demanda, ao menos, quatro dados raster de entrada. Os mapas de ângulo da encosta (em radianos) e área de contribuição (m<sup>2</sup>) da bacia hidrográfica e os mapas de ângulo da encosta (em radianos) e área de contribuição (m<sup>2</sup>) das cicatrizes. *Pixels* localizados fora das cicatrizes precisam adotar valores NoData. Neste trabalho, a rotina processou dois dados de entrada com valores distribuídos ( $\theta$  e  $\alpha$ ), geradas a partir do MDT pré-ruptura, e uma lista com os quatro parâmetros discretos ( $\rho_s$ ,  $z$ ,  $C$  e  $\phi$ ), que também podem ser adicionados como dados distribuídos, via arquivo *tif*.

O ângulo da encosta e a área de contribuição foram calculadas pelo *software* livre SAGA (CONRAD *et al.*, 2015), sendo que a área de contribuição foi calculada pelo algoritmo de fluxo múltiplo (QUINN *et al.*, 1991). Os parâmetros do solo utilizados nas listas de intervalos foram obtidos em locais com características físicas/ambientais semelhantes à área de estudo, ou na própria área de estudo, de acordo com os trabalhos de (COSTA NUNES, 1969; PLOEY, 1979; CAMPOS, 1992; CAMPOS *et al.*, 1997; GOMES *et al.*, 2016; SEEFELDER *et al.*, 2017; ARAÚJO, GOMES, *et al.*, in prep.): ( $\phi = 25^\circ, 27.5^\circ, 30^\circ, 32.5^\circ, 35^\circ, 37.5^\circ, 40^\circ, 42.5^\circ$  e  $45^\circ$ ;  $\rho_s = 1.000, 1.200, 1.400, 1.600, 1.800, 2.000, 2.200, 2.400$  e  $2.600 \text{ kg/m}^3$ ;  $C' = 0, 1, 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24 \text{ kN/m}^2$ , onde  $C'$  é a coesão efetiva;  $z = 0, 0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, 3, 3.5, 4, 5, 7, 9, 11, 13, 15 \text{ m}$ ).

#### 5.4.2.2 Validação dos Resultados



A rotina SafELand emprega dois métodos de validação para encontrar a combinação ideal de parâmetros do solo capaz de produzir a melhor concordância entre saídas e observações (retroparametrização). Dadas as entradas topográficas, a tarefa computacional é dimensionada com o número de parâmetros testados. Para cada combinação individual, uma nota é dada com base em seu desempenho de simulação utilizando os métodos de validação “Integral” e “Índice de Ajuste (IA).”

Neste trabalho utilizaremos somente o Índice de Ajuste, conforme proposto por Guimarães et al. (2003), para comparar o inventário de cicatrizes com o modelo de susceptibilidade. O IA executa a contagem dos *pixels* considerados instáveis, dentro das cicatrizes, e pode ser expresso como a proporção da área da cicatriz prevista pelo modelo de susceptibilidade, de acordo com a Equação 4.

$$I.A = PMC/PC \quad (4)$$

Onde: *PMC* é o número de *pixels* instáveis do modelo de susceptibilidade localizados nas cicatrizes e *PC* é o número total de *pixels* nas cicatrizes.

O IA utiliza apenas uma parte dos dados em cada teste, a saber 5%, 10%, 20% e 30% dos *pixels* mais instáveis (maiores valores calculados pelo  $\log Q/T$ ) em cada mapa de susceptibilidade. Neste sentido, um mapa de susceptibilidade ideal é aquele capaz de prever 100% dos escorregamentos do inventário de cicatrizes. Tendo em vista que as cicatrizes correspondem a 3,5% da área de estudo, uma simulação que faz uso de, por exemplo, 5% de sua base de dados (*pixels* mais instáveis) e resulte em um  $IA = 1$  (prevê todas as cicatrizes), é considerado excelente. Segundo Guimarães et al. (2008), análises que usam mais de 30% de sua base de dados já não são relevantes, em razão do grande número de células utilizadas para a predição. Finalmente, os resultados do IA são ranqueados automaticamente em cada faixa percentual estabelecida (quanto mais próximo de 1, melhor o resultado). O ranking final é obtido por uma média aritmética das colocações de cada mapa das diferentes faixas percentuais.

Ao final da modelagem, os mapas de ângulo de encosta, área de contribuição e de susceptibilidade foram estatisticamente analisados pelo método de Gao (1993), pelo seguintes índices: i) “Frequência” (F%) ou percentual das classes, segundo o qual, para cada mapa, calculando-se a razão entre o número de células de cada

classe e o total de células da bacia, multiplicado por 100; ii) “Concentração de Cicatrizes” (CC%) ou percentual de cicatrizes, que é a razão entre o número de células afetadas por escorregamento em cada classe dos mapas e o total de células afetadas por escorregamentos na bacia, multiplicado por 100; iii) “Potencial de Escorregamentos” (PE) ou probabilidade condicionada, que consiste na razão entre o número de células afetadas por escorregamentos, em uma dada classe, e o total de células daquela classe, multiplicado por 100.

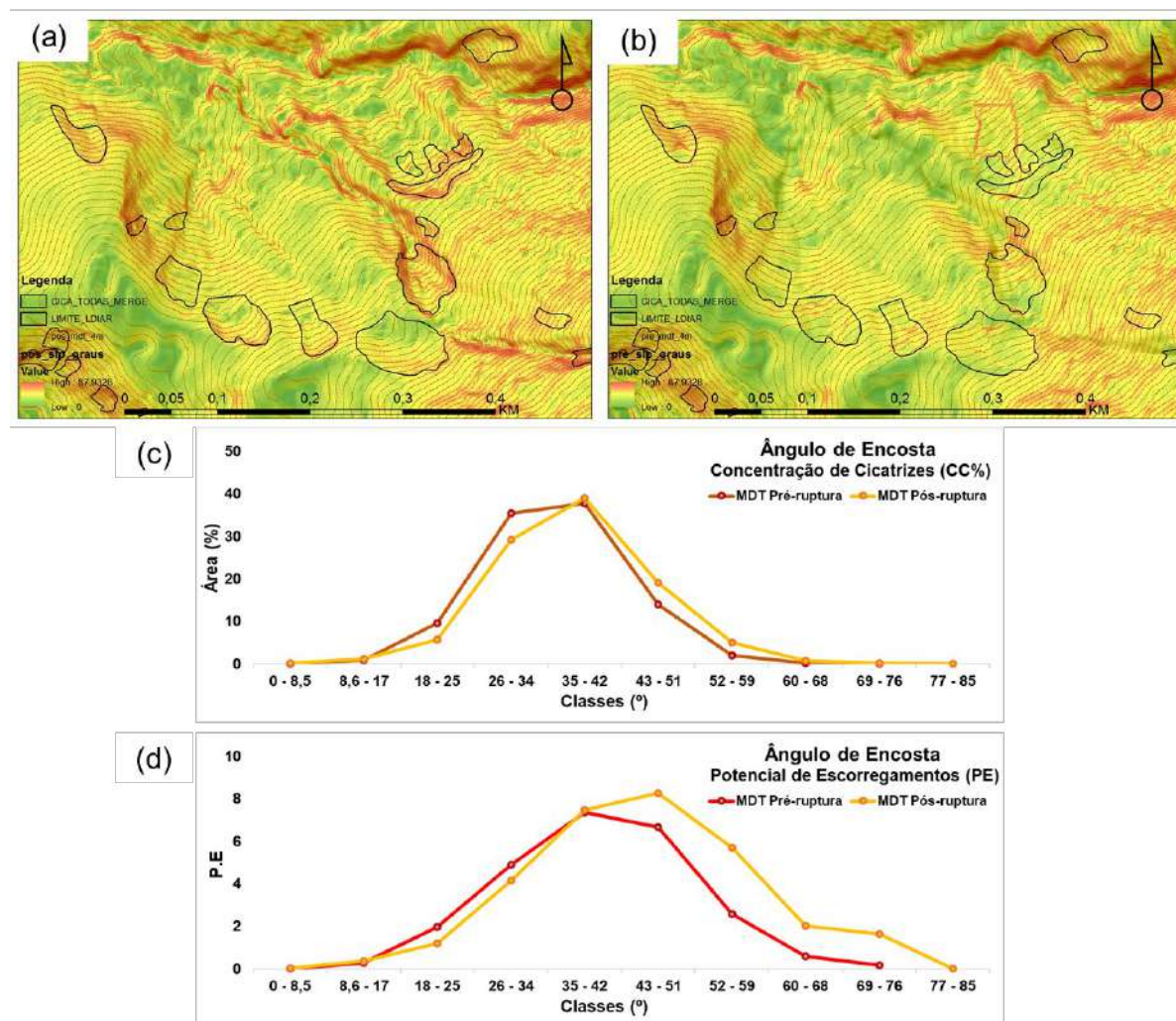
## 5.5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 5.5.1 Análise dos Parâmetros Topográficos

Quando da geração do MDT pré-ruptura, este trabalho se diferencia, metodologicamente, dos trabalhos de Gorum *et al.* (2008); Conoscenti *et al.* (2015) ao utilizar a nuvem de pontos original do sensor LiDAR para gerar o MDT pré-ruptura. Além disso, os trabalhos citados tratam de MMs que possuem assinaturas facilmente detectadas no terreno, como escorregamentos do tipo rotacionais e corridas de detritos.

Ao compararmos os mapas de ângulo de encosta obtidos pelos MDTs pós-ruptura e pré-ruptura (Figura 3a e Figura 3b), percebemos que a depleção causada pelos escorregamentos aumenta o gradiente na área de ruptura e na zona de transporte dos escorregamentos. Os ângulos de encosta mais frequentes nas cicatrizes (CC) são aqueles entre  $26^\circ$  e  $51^\circ$  ( $\cong 87\%$  em ambos os mapas) (Figura 3c). O mapa de ângulo de encosta gerado pelo MDT pós-ruptura concentra, aproximadamente, 10% mais cicatrizes entre os ângulos de  $35^\circ$  e  $76^\circ$ , e 10% menos cicatrizes entre os ângulos de  $18^\circ$  e  $34^\circ$ . O gráfico representado pela Figura 3d indica que o PE também é maior entre os ângulos de  $35^\circ$  e  $85^\circ$  no mapa produzido pelo MDT pós-ruptura. Assim, o MDT pós-ruptura tende a superestimar a CC e o PE nos ângulos mais elevados e subestimar a CC e o PE em ângulos médios e baixos.

Figura 3 - Mapas de ângulo da encosta computados pelos MDTs pós-ruptura (a) e pré-ruptura (b) - as cores mais quentes representam gradientes mais elevados – e representação gráfica do índice “Concentração de Cicatrizes” (c) e do índice “Potencial de Escorregamentos” (d).



Fonte: Figura criada pelo autor.

O ângulo das encostas está diretamente associado aos processos de escorregamentos uma vez que a tensão cisalhante aumenta com o incremento do gradiente. Os resultados evidenciam a influência do ângulo das encostas sobre os escorregamentos e sugerem a existência de um limite crítico de aproximadamente 42°, valor a partir do qual é menor a frequência de novos escorregamentos.

Segundo Fernandes *et al.* (2001); Fernandes *et al.* (2004), nas bacias do Quitite e Papagaio o ângulo de encosta deve ser analisado juntamente com outros parâmetros importantes, tais como a espessura do solo, foliação metamórfica e fraturas de alívio de tensão. Detectamos que os ângulos de encosta que concentram a maior parte das células de escorregamentos ocorrem majoritariamente nas áreas de intrusões graníticas e de migmatitos, no terço médio e, sobretudo, no terço superior das bacias. De acordo com Coelho Netto (2005), as escarpas rochosas localizadas nas cabeceiras de drenagem do maciço da Tijuca recebem uma recarga de água

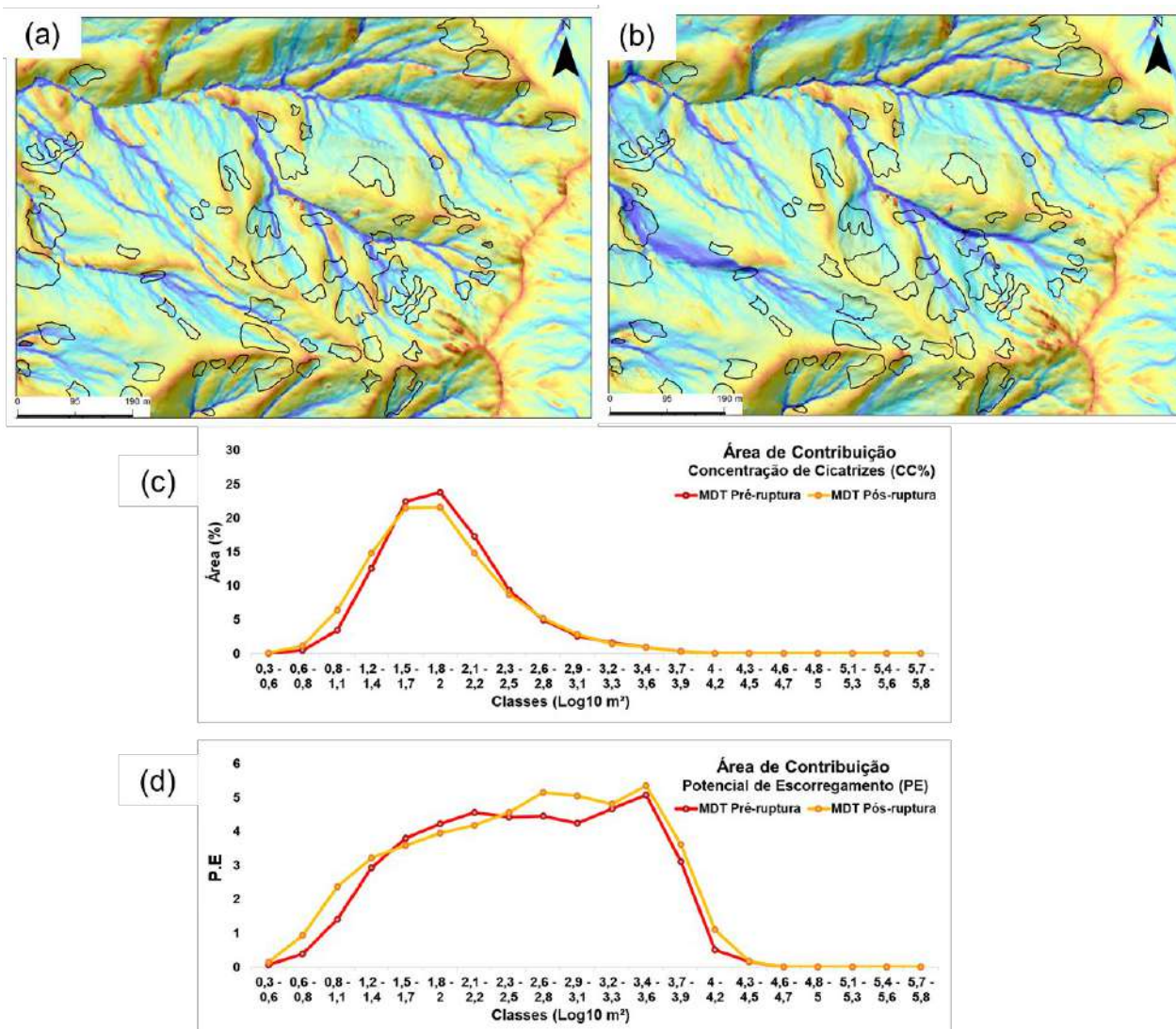
subsuperficial maior do que as encostas fora de sua influência, potencializando a ocorrência de escorregamentos. Ainda, na área de estudo fica evidente o controle das fraturas tectônicas sobre a orientação das escarpas rochosas e, por fim, sobre a dinâmica hidrológica e erosiva da bacia (VIEIRA e FERNANDES, 2004; COELHO NETTO, 2005).

Ao compararmos os mapas área de contribuição, computados, respectivamente, pelos MDTs pós-ruptura e pré-ruptura (Figura 4a e Figura 4b), observamos que, o MDT pré-ruptura favorece a dissipação do escoamento nas áreas suavizadas pela interpolação, nas zonas de ruptura e transporte dos deslizamentos, à medida que o MDT pós-ruptura concentra o escoamento nestes locais.

A Figura 4c representa distribuição gráfica das classes dos mapas de área de contribuição dentro das cicatrizes dos escorregamentos (CC). Observa-se que as classes de área de contribuição mais frequentes, nas cicatrizes, são aquelas entre  $\log_{10} 1,2 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 2,5 \text{ m}^2$ , em ambos os mapas, que correspondem a 81% das classes do mapa computado pelo MDT pós-ruptura e 86% das classes do mapa computado pelo MDT pré-ruptura. O mapa de área de contribuição, computado pelo MDT pós-ruptura, concentra 5,9% mais cicatrizes nas classes mais secas, entre  $\log_{10} 0,3 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 1,4 \text{ m}^2$ ; e 6,2% menos cicatrizes nas classes intermediárias do mapa, principalmente entre as classes de  $\log_{10} 1,5 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 2,5 \text{ m}^2$ .

O gráfico representado pela Figura 4d, referente ao PE, pode ser dividido em três partes. Na primeira parte, observamos que a suavização do MDT pré-ruptura reduz o PE nas classes mais secas, entre  $\log_{10} 0,3 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 1,4 \text{ m}^2$ ; na segunda parte, observamos o aumento do PE nas classes intermediárias que concentram mais cicatrizes, entre  $\log_{10} 1,5 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 2,5 \text{ m}^2$ ; na terceira parte, observamos valores elevados de PE em áreas úmidas, porém representando classes muito pouco frequentes da bacia. Nesta parte do gráfico se observa um aumento do PE no MDT pós-ruptura, entre  $\log_{10} 2,6 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 3,6 \text{ m}^2$ .

Figura 4 – Mapas de área de contribuição (AC) computados pelos MDTs pós-ruptura (a) e pré-ruptura (b) – tons de cores mais azuis representam os valores mais elevados de AC– e representação gráfica do índice “Concentração de Cicatrizes” (c) e do índice “Potencial de Escorregamentos” (d).



Fonte: Figura criada pelo autor.

O mapa de área de contribuição evidencia a importância da dinâmica hidrológica nas bacias, principalmente nas geometrias côncavas das encostas, onde valores elevados de poro-pressão podem gerar zonas potencialmente instáveis. Estas zonas de convergência de fluxos superficiais e subsuperficiais, preenchidas por depósitos de colúvios, podem estar localmente associadas à importantes discontinuidades hidrológicas e/ou mecânicas associadas à deflagração dos escorregamentos (FERNANDES *et al.*, 2004; VIEIRA e FERNANDES, 2004). Estes autores observaram uma variabilidade da condutividade hidráulica saturada ( $K_{sat}$ ) de até duas ordens de magnitude em apenas 60cm, em perfis localizados dentro das cicatrizes de escorregamento da bacia do Papagaio.



### 5.5.2 Rotina SHALSTAB

A rotina automatizada combinou os parâmetros geotécnicos das listas com os mapas distribuídos ( $\theta$  e  $a$ ) gerados pelo MDT pré-ruptura, resultando em 17.010 combinações de parâmetros do solo. Essas combinações foram validadas 68.040 vezes pelo método de IA, com uma validação para cada faixa percentual, conforme a Tabela 2.

O modelo SHALSTAB com coesão apresentou seu melhor desempenho com a combinação dos parâmetros ângulo de atrito interno ( $\phi$ ) de 25°, massa específica do solo ( $\rho_s$ ) de 1.200 kg/m³, coesão ( $C$ ) de 18.000 Pa e espessura do solo ( $z$ ) de 11 m. Por outro lado, o modelo SHALSTAB sem coesão alcançou seu melhor resultado na posição 1.322 do ranking final, utilizando os parâmetros ângulo de atrito interno ( $\phi$ ) de 32,5°, massa específica do solo ( $\rho_s$ ) de 1.000 kg/m³ e espessura do solo ( $z$ ) de 0,1 m.

Tabela 2- Hierarquização das combinações dos parâmetros do solo por desempenho de predição.

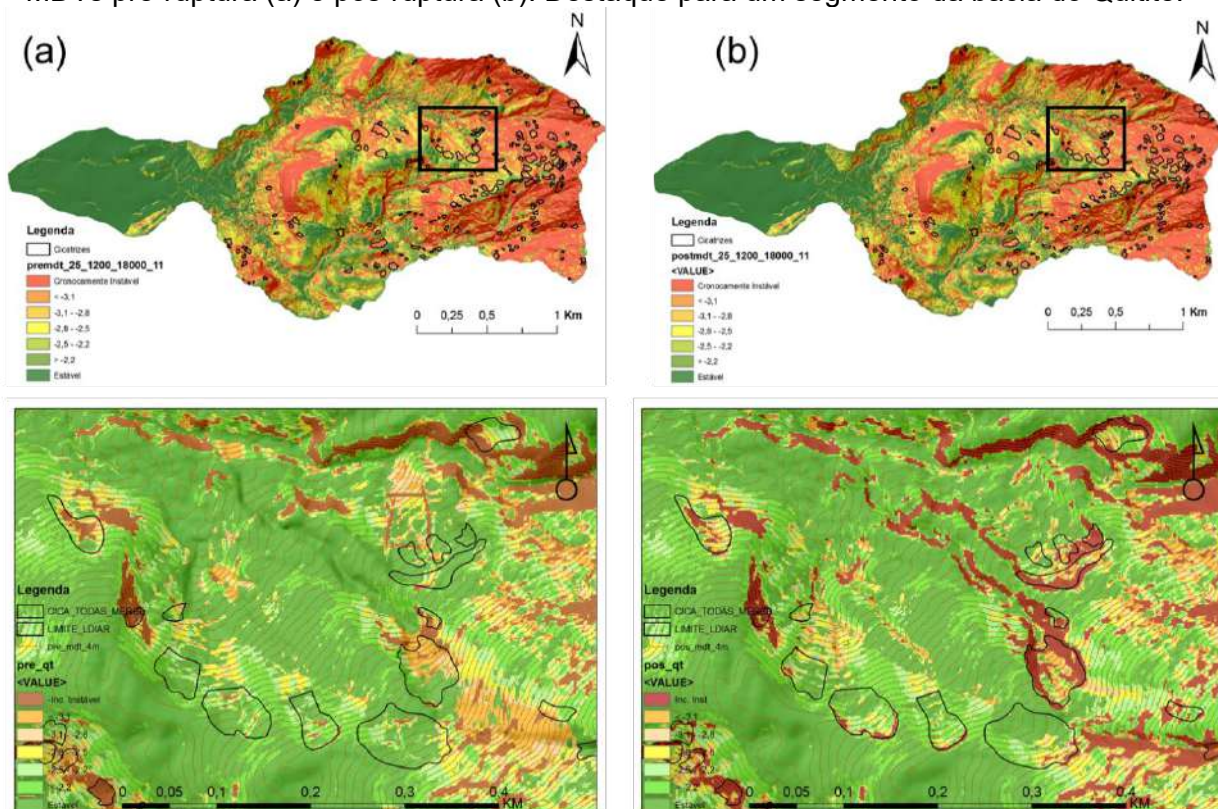
Ranking Final	MDT Pré-ruptura				Ranking			
	$\phi$ [deg]	$\rho_s$ [kg/m³]	$C'$ [Pa]	$z$ [m]	5%	10%	20%	30%
<b>1</b>	<b>25</b>	<b>1200</b>	<b>18000</b>	<b>11</b>	<b>846</b>	<b>378</b>	<b>829</b>	<b>1365</b>
2	25	1600	24000	11	849	383	831	1374
3	25	2200	6000	2	853	388	833	1392
4	25	2200	12000	4	854	389	834	1395
5	25	1200	16000	9	562	132	3	2820
6	25	1800	4000	1,5	570	133	4	2821
7	25	1800	8000	3	571	135	5	2822
8	25	1800	24000	9	574	137	6	2823
9	25	1000	20000	13	561	18	10	2970
10	25	1200	24000	13	565	21	11	2971
.	.	.	.	.	.	.	.	.
<b>1322</b>	<b>32,5</b>	<b>1000</b>	<b>0</b>	<b>0,1</b>	<b>4193</b>	<b>1197</b>	<b>1591</b>	<b>2283</b>
.	.	.	.	.	.	.	.	.
17.009	45	1000	22000	0,1	16998	16981	16984	16991
17.010	45	1000	24000	0,1	16999	16982	17001	16992

Fonte: Tabela criada pelo autor.

Os parâmetros geotécnicos que produziram o melhor resultado no modelo computado pelo MDT pré-ruptura também foram aplicados ao modelo derivado do MDT pós-ruptura (Figura 5). A comparação dos resultados foi realizada com base nos

índices de Frequência (F%), Concentração de Cicatrizes (CC%) e Potencial de Escorregamentos (PE), conforme detalhado na Tabela 3.

Figura 5 - Mapas de susceptibilidade a escorregamentos (SHALSTAB) computados pelos MDTs pré-ruptura (a) e pós-ruptura (b). Destaque para um segmento da bacia do Quitite.



Fonte: Figura criada pelo autor.

Tabela 3 - Classes dos mapas de susceptibilidade a escorregamento: Frequência das classes (F%), Concentração de Cicatrizes (CC%) e Potencial de Escorregamentos (PE).

Classes	SHALSTAB Log10 Q/T (25_1200_18000_11)							
	MDT-Pré (F%)	MDT-Pós (F%)	Diff.	MDT-Pré (CC%)	MDT-Pós (CC%)	Diff.	MDT-Pré (PE)	MDT-Pós (PE)
Incod. Instável	30,2	31,6	-1,4	54,7	64,6	-9,9	6,4	7,2
log Q/T < -3,1	11,9	10,5	1,3	18,4	15,5	2,8	5,5	5,2
-3,1 < log Q/T < -2,8	7,2	6,6	0,6	9,9	7,2	2,7	4,9	3,8
-2,8 < log Q/T < -2,5	8,5	8,3	0,2	8,5	6,3	2,2	3,5	2,7
-2,5 < log Q/T < -2,2	8,4	8,5	-0,1	5,3	3,7	1,6	2,2	1,5
log Q/T > -2,2	12,4	13	-0,6	3,1	2,3	0,8	0,9	0,6
Incod. Estável	21,5	21,4	0,1	0,2	0,4	-0,3	0	0,1

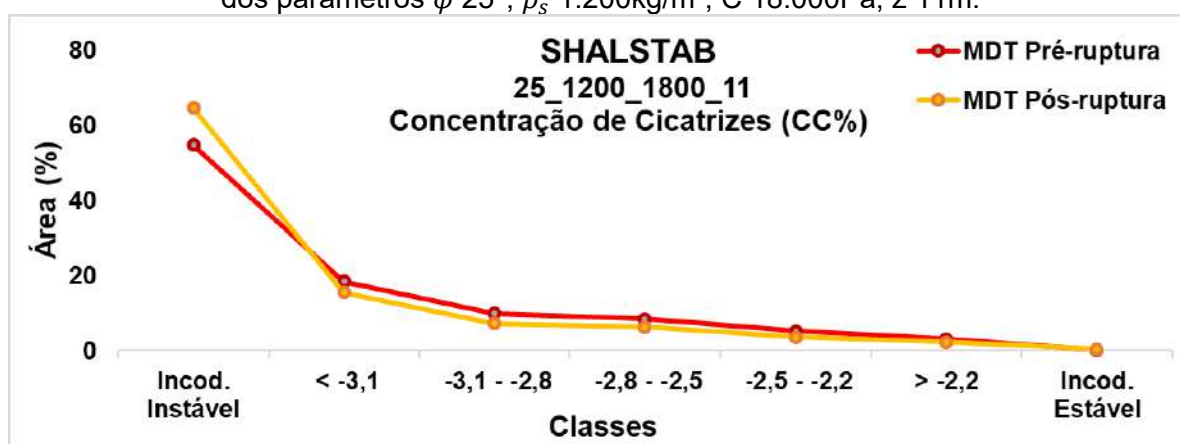
Fonte: Tabela criada pelo autor.

De acordo com a Tabela 3, as frequências das classes de susceptibilidade pouco se alteraram, quando comparados os modelos computados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura, uma vez que a “Frequência” (F%) pode ser considerada uma medida global. As classes de maior instabilidade, qual seja, aquelas entre

“Incondicionalmente Instável” e “ $-3,1 < \log Q/T < -2,8$ ”, ocupam uma área de 49% da área das bacias (em ambos os MDTs) e concentram, respectivamente, 83% e 87% das cicatrizes nos modelos computados pelo MDT pré-ruptura e MDT pós-ruptura.

Se faz notar, na Tabela 3 e na Figura 6, que a CC aumenta 10% na classe “Incondicionalmente Instável”, quando comparados os MDTs pós-ruptura e pré-ruptura. Esta diferença também pode ser observada na Figura 5, com tons quentes e vermelhos mais frequentes no interior dos limites das cicatrizes.

Figura 6 - Representação gráfica do índice “Concentração de Cicatrizes” nos mapas de susceptibilidade gerados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura obtidos pela combinação dos parâmetros  $\phi$  25°,  $\rho_s$  1.200kg/m<sup>3</sup>, C 18.000Pa, z 11m.

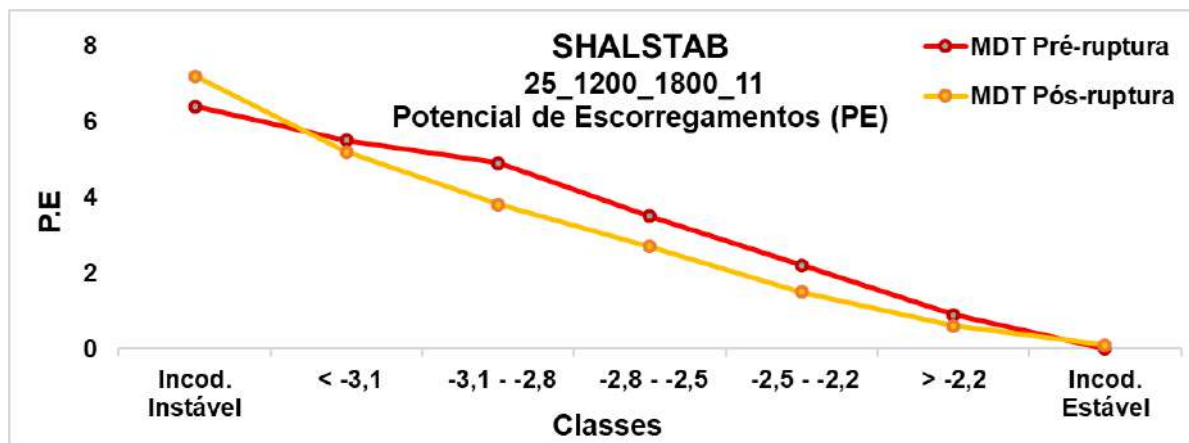


Fonte: Figura criada pelo autor.

O índice de Potencial de Escorregamentos (PE) apresenta valores relativamente mais elevados na classe “Incondicionalmente Instável” do modelo calculado pelo MDT pós-ruptura (Tabela 3 e Figura 7). Esta classe é particularmente importante, pois abrange, aproximadamente, 30% da área de estudo e concentra 55% e 65% das cicatrizes de escorregamento nos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura, respectivamente. Dessa forma, o mapa de susceptibilidade computado pelo MDT pós-ruptura superestima a CC e o PE na classe “Incondicionalmente Instável”, enquanto subestima esses índices principalmente nas classes “<-3,1” e “>-2,2”.

Figura 7 - Representação gráfica do índice “Potencial de Escorregamentos” nos mapas de susceptibilidade gerados pelo MDT pré-ruptura e MDT pós-ruptura obtidos pela combinação dos parâmetros  $\phi$  25°,  $\rho_s$  1.200kg/m<sup>3</sup>, C 18.000Pa, z 11m.





Fonte: Figura criada pelo autor.

Destacamos algumas diferenças técnicas e metodológicas em relação ao trabalho de Guimarães *et al.* (2003): i) os autores utilizaram um MDE 1:10.000 produzido por técnica de restituição aerofotogramétrica; ii) o mapeamento das cicatrizes foi realizado por interpretação visual das imagens de aerolevantamento; iii) este trabalho utiliza rotinas automatizadas e de modelagem e validação dos resultados, tendo, portanto, realizado um maior número de combinações entre os parâmetros do solo.

A rotina automatizada proposta neste estudo é adequada para as seguintes situações: i) quando da ausência de dados de campo/laboratório da área de estudo - neste caso, os parâmetros do solo são obtidos de áreas de estudo próximas; ii) quando da ausência de dados de campo/laboratório consistentes e/ou representativos da área de estudo.

## 5.6 CONCLUSÕES

Este trabalho avalia o controle da topografia pré-ruptura e pós-ruptura na estabilidade de encostas e na distribuição espacial de escorregamentos translacionais, nas bacias dos Rios Quitite e Papagaio, no município do Rio de Janeiro. A reconstrução da topografia é baseada na exclusão seletiva dos pontos do último retorno dos pulsos *laser* de um sensor ALS e utiliza um método interpolador para gerar um MDT pré-ruptura através de procedimentos relativamente simples. O cálculo da estabilidade faz uso da ferramenta S<sub>A</sub>fELand, que resolve o problema físico dos escorregamentos translacionais pelo modelo SHALSTAB.

Os resultados sugerem que o MDT pós-ruptura superestima o potencial de escorregamentos (PE) nas encostas com ângulos entre 35° e 85°, e nas áreas com maior concentração de escoamento superficial e subsuperficial (mapa de área de contribuição), entre  $\log_{10} 2,6\text{m}^2$  e  $\log_{10} 3,6\text{ m}^2$ . Assim também, o MDT pós-ruptura, superestima susceptibilidade a escorregamentos, principalmente na classe incondicionalmente instável, em aproximadamente 10%. Estes resultados são fundamentais para compreender como a topografia, alterada pelos escorregamentos, influencia as análises de susceptibilidade, trazendo implicações significativas para a formulação de modelos preditivos mais acurados.

Modelos superestimados podem apresentar uma validação aparentemente mais assertiva, levando a uma interpretação equivocada das condições de estabilidade do terreno. As variações nos padrões morfométricos alteram o equilíbrio entre as forças solicitantes e as forças de resistência, que também são controladas pelo ângulo da encosta e do padrão de saturação do solo. A reconstrução da topografia pré-ruptura, por outro lado, permite uma representação mais adequada das condições originais do terreno, fornecendo uma base mais confiável para a modelagem de susceptibilidade.

Os resultados deste trabalho evidenciam a necessidade de cautela na interpretação de modelos de susceptibilidade de bases físicas que utilizam modelos topográficos de alta resolução espacial, obtidos após a ocorrência dos processos gravitacionais, especialmente em regiões com histórico de movimentos de massa. A metodologia proposta para reconstrução da topografia pré-ruptura, mostrou-se eficaz na mitigação destes vieses. Esta abordagem permite uma representação mais fidedigna das condições topográficas que precederam os escorregamentos, oferecendo uma base mais sólida para a modelagem de susceptibilidade.

## 5.7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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.

ARAÚJO, J.P.C.; GOMES, G.J.C.; FERNANDES, N.F. Levantamento em campo da espessura do regolito e discretização em laboratório do saprolito e do solo pedogenético nas bacias do Quitite e Papagaio, na cidade do Rio de Janeiro. *in prep.*

ARAÚJO, J.P.C. et al. Retroparametrização do modelo SHALSTAB para previsão de escorregamentos. In: PINHEIRO, L. D. S. e GORAYEB, A. (Ed.). **Geografia Física e as mudanças globais**. Fortaleza, CE: Universidade Federal do Ceará (UFC), 2019. cap. Geotecnologias e modelagem aplicada aos estudos ambientais, p.1-5. (XVIII Simpósio Brasileiro de Geografia Física Aplicada). ISBN 978-85-7282-778-2.

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.

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, 2010/02/15/ 2010. ISSN 0169-555X.

BARBOSA, L.D.S. **Avaliação de Modelos Digitais do Terreno por escaneamento a laser (LIDAR) no Maciço da Tijuca, RJ**. 2015. 107 Dissertação (Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Geografia, Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), Rio de Janeiro, RJ.

BAUM, R.L.; SAVAGE, W. Z.; GODT, J. W. **TRIGRS; a Fortran program for transient rainfall infiltration and grid-based regional slope-stability analysis**. U. S. Geological Survey. Reston, VA, United States. Pages: 61. 2002., 2002.

BERTI, M.; CORSINI, A.; DAEHNE, A. Comparative analysis of surface roughness algorithms for the identification of active landslides. **Geomorphology**, v. 182, p. 1-18, 2013/01/15/ 2013. ISSN 0169-555X.

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.

BOOTH, A.M.; ROERING, J.J.; REMPEL, A.W. Topographic signatures and a general transport law for deep-seated landslides in a landscape evolution model. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 118, n. 2, p. 603-624, 2013. ISSN 2169-9011.

BURNS, W. J. et al. Analysis of Elevation Changes Detected from Multi-Temporal LiDAR Surveys in Forested Landslide Terrain in Western Oregon. **Environmental & Engineering Geoscience**, v. 16, n. 4, p. 315-341, 2010.

BURNS, W. J.; MADIN, I. **Protocol for inventory mapping of landslide deposits from light detection and ranging (lidar) imagery**. Portland, OR. 2009

CAMPOS, T. M. P., ANDRADE, M.H.N. E VARGAS JR., E.A. Unsaturated Colluvium Over Roch Slide in a Forest Site in Rio de Janeiro. 6th International Symposium on Landslides, 1992, Christchurch. p.1357-1364.

CARSON, M.A.; KIRKBY, M. J. **Hillslope form and process**. Cambridge University Press, 1972. 475.

CASSARÁ, L.S.; ARAÚJO, J.P.C.; FERNANDES, N. F. Construção de uma rotina automatizado de previsão e validação de escorregamentos: aplicação do modelo SHALSTAB. In: PINHEIRO, L. D. S. e GORAYEB, A. (Ed.). **Geografia Física e as mudanças globais**. Fortaleza (CE): Universidade Federal do Ceará (UFC), 2019. cap. Geotecnologias e modelagem aplicada aos estudos ambientais, p.1-5. ISBN 978-85-7282-778-2.

CASSARA, L.S.; ARAÚJO, J.P.C.; FERNANDESA, N. F. Building an automatic MATLAB routine for prediction of landslides with the SHALSTAB Model. p. 28, in prep.

CEROVSKI-DARRIAU, C. et al. Quantifying temporal variations in landslide-driven sediment production by reconstructing paleolandscapes using tephrochronology and lidar: Waipaoa River, New Zealand. **Geochemistry, Geophysics, Geosystems**, v. 15, n. 11, p. 4117-4136, 2014. ISSN 1525-2027.

CHEN, Q. Airborne Lidar Data Processing and Information Extraction. **Photogr. Eng. Remote Sens.**, p. 109-112, 2007.

CHORLEY, R. J. Modelos em Geomorfologia. In: CHORLEY, R. J. e HAGGETT, P. (Ed.). **Modelos Físicos e de Informação em Geografia**. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 1975. p.32-63.

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

COELHO NETTO, A.L. et al. Landslide susceptibility in a mountainous geoecosystem, Tijuca Massif, Rio de Janeiro: The role of morphometric subdivision of the terrain. **Geomorphology**, v. 87, n. 3, p. 120-131, 6/15/ 2007. ISSN 0169-555X.

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, 2015/08/01/ 2015. ISSN 0169-555X.

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

COSTA NUNES, A. J. Landslides in soils of decomposed rock due to intense rainstorms., 7th Int. Confer. on Soil Mech. and Found. Eng., 1969, Mexico. p.547-554.

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, 2012/03/01 2012. ISSN 0921-030X.

CPRM. **Geologia e recursos minerais da folha Baía de Guanabara SF.23-Z-B-IV: Estado do Rio de Janeiro, escala 1:100.000**. DIRETORIA DE GEOLOGIA E RECURSOS MINERAIS, D. D. G., SUPERINTENDÊNCIA REGIONAL DE BELO

HORIZONTE. Belo Horizonte: Serviço Geológico do Brasil (CPRM) em parceria com a Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ): 156 p. 2012.

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.

DERRON, M.H.; JABOYEDOFF, M. Preface "LIDAR and DEM techniques for landslides monitoring and characterization". **Nat. Hazards Earth Syst. Sci.**, v. 10, n. 9, p. 1877-1879, 2010. ISSN 1684-9981.

DIETRICH, W.E. et al. Geomorphic transport laws for predicting landscape form and dynamics. In: WILCOCK PETER, R. e IVERSON RICHARD, M. (Ed.). **Prediction in geomorphology**.: American Geophysical Union. Washington, DC, United States. 2003., 2003. p.103-132.

DIETRICH, W.E.; MONTGOMERY, D. R. **SHALSTAB: A Digital Terrain Model for Mapping Shallow Landslide Potential**. National Council of the Paper Industry for Air and Stream Improvement, Technical Report., p.26p. 1998

DIETRICH, W.E. et al. **A Process- Based Model for Colluvium Soil Depth and Shallow Landsliding Using Digital Elevation Data**. Hydrol. Process. 9: 383-400 p. 1995.

DIETRICH, W.E. et al. Analysis of Erosion Thresholds, Channel Networks, and Landscape Morphology using a Digital terrain Model. **The Journal of Geology**, v. 101, n. 2, p. 259-278, 1993.

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 (ISSN)

FATICHI, S. et al. An overview of current applications, challenges, and future trends in distributed process-based models in hydrology. **Journal of Hydrology**, v. 537, n. Supplement C, p. 45-60, 2016. ISSN 0022-1694

FERNANDES, N. F. Modelagem em Geografia Física: Teoria, Potencialidades e Desafios. **Espaço Aberto**, v. 6, n. 1, p. 209-247, 2016. ISSN 2237-3071.

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. et al. Topographic controls of landslides in Rio de Janeiro: field evidence and modeling. **Catena**, v. 55, n. 2, p. 163-181, 2004.

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.

FRANKEL, K.L.; DOLAN, J.F. Characterizing arid region alluvial fan surface roughness with airborne laser swath mapping digital topographic data. **Journal of Geophysical Research: Earth Surface**, v. 112, n. F2, p. n/a-n/a, 2007. ISSN 2156-2202.

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.

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

GIONGO, M. et al. LiDAR: princípios e aplicações florestais. **Pesquisa Florestal Brasileira**, v. 30, p. 231-244, 2010.

GLENN, N. F. et al. Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity. **Geomorphology**, v. 73, n. 1-2, p. 131-148, 2006.

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. 2016.

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, 2016. ISSN 1944-7973.

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, 2017/08/01/ 2017. ISSN 0266-352X.

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.

GOMES, R.A.T. et al. Análise de um modelo de previsão de deslizamentos (SHALSTAB) em diferentes escalas cartográficas. **Revista Solos e Rochas - ABGE/ABMS**, v. 28, n. 1, p. 85-97, Janeiro-Abril 2005.

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

GOMES, R.A.T. et al. Combining Spatial Models for Shallow Landslides and Debris-Flows Prediction. **Remote Sensing**, v. 5, p. 2219-2237, 2013.

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.

GUIDICINI, G.; NIEBLE, C. M. **Estabilidade de taludes naturais e de escavação**. 2. São Paulo: Edgard Blücher, 1984.

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**. 2000. 156 Tese (Doutorado). Depto de Geologia, UFRJ, Rio de Janeiro.

GUIMARÃES, R. F. et al. **Comparative analysis of the shalstab model from 1:10,000 and 1:50,000 scales**. International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). 2: 1307-1309 p. 2004.

GUIMARÃES, R. F. et al. Movimentos de Massa. In: FLORENZANO, T. G. (Ed.). **Geomorfologia: conceitos e tecnologias atuais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2008. cap. 6, p.159-184.

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.

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.

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.

IPP. **Mapa de cobertura vegetal e de uso da terra do município do Rio de Janeiro do ano de 2015**. Rio de Janeiro 2015.

IWAHASHI, J.; KAMIYA, I.; YAMAGISHI, H. High-resolution DEMs in the study of rainfall- and earthquake-induced landslides: Use of a variable window size method in digital terrain analysis. **Geomorphology**, v. 153, p. 29-38, 2012. ISSN 0169-555X.

JABOYEDOFF, M. et al. Mapping and Monitoring of Landslides Using LIDAR. In: (Ed.). **Natural Hazards: Earthquakes, Volcanoes, and Landslides**: CRC Press Taylor & Francis Group, 2018. p.397-420.

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.

KASAI, M. et al. LiDAR-derived DEM evaluation of deep-seated landslides in a steep and rocky region of Japan. **Geomorphology**, v. 113, n. 1-2, p. 57-69, 2009. ISSN 0169-555X.

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.

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 (ISSN).

LAHUSEN, S. R. et al. Surface roughness dating of long-runout landslides near Oso, Washington (USA), reveals persistent postglacial hillslope instability. **Geology**, v. 44, n. 2, p. 111-114, 2016. ISSN 0091-7613.

LIU, X. Airborne LiDAR for DEM generation: some critical issues. **Progress in Physical Geography**, v. 32, n. 1, p. 31-49, 2008.

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.

MACKEY, B. H.; ROERING, J. J.; LAMB, M. P. Landslide-dammed paleolake perturbs marine sedimentation and drives genetic change in anadromous fish. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 108, n. 47, p. 18905-18909, 2011.

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.

MELO, C. M.; KOBIYAMA, M. AplicaÇão Do Modelo Shalstab No Estudo De Escorregamentos No Brasil: Revisão. **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 19, n. 4, 2018. ISSN 2236-5664

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. 12: 943-955 p. 1998.

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.

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, 2008.

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, 2008.

NEFESLIOGLU, H. A. et al. Medium-scale hazard mapping for shallow landslide initiation: the Buyukkoy catchment area (Cayeli, Rize, Turkey). **Landslides**, v. 8, n. 4, p. 459-483, December 01, 2011. ISSN 1612-5118.



O'LOUGHLIN, E. M. **Prediction of Surface Saturation Zones in Natural Catchments by Topographic Analysis.** Water Resources Research. 22: 794-804 p. 1986.

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.

PACK, R.T.; TARBOTON, D. G.; GOODWIN, C. N. SINMAP - a stability index approach to terrain stability hazard mapping. User's manual. Canada, 1998.

PALENZUELA, J.A. et al. Landslide detection and inventory by integrating LiDAR data in a GIS environment. **Landslides**, v. 12, n. 6, p. 1035-1050, 2015/12/01 2015. ISSN 1612-510X.

PLOEY, J. D.; CRUZ, O. Landslides in the Serra do Mar, Brazil. **Catena**, v. 6, p. 111-122, 1979.

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.

RAZAK, K.A. et al. Airborne laser scanning of forested landslides characterization: Terrain model quality and visualization. **Geomorphology**, v. 126, n. 1, p. 186-200, 2011/03/01/ 2011. ISSN 0169-555X.

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.

RITTER, D.F. **Process Geomorphology.** Dubuque, Iowa: Wm. C. Brown Publishers, 1978. 579p.

ROERING, J.J. et al. Using DInSAR, airborne LiDAR, and archival air photos to quantify landsliding and sediment transport. **Geophys. Res. Lett.**, v. 36, 2009.

SAFAEI, M. et al. Deterministic Rainfall Induced Landslide Approaches, Advantage and Limitation **EJGR**, v. 16, p. 1619-1650, 2011.

SAMIA, J. et al. Do landslides follow landslides? Insights in path dependency from a multi-temporal landslide inventory. **Landslides**, v. 14, n. 2, p. 547-558, April 01 2017. ISSN 1612-5118.

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.

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, August 01 2017. ISSN 1612-5118.

SELBY, M. J. **Hillslope Materials & Processes**. 2nd. New York: Oxford University Press, 1993. 451.

SIDLE, R. C.; PEARCE, A. J.; O'LOUGHLIN, C. L. **Hillslope Stability and Land Use**. Washington: American Geophysical Union, 1985. 141p.

SIDLE, R. C.; OCHIAI, H. **Landslides: processes, prediction, and land use**. Washington: American Geophysical Union, 2006. 312 ISBN 978-0-87590-322-4.

SIMONI, S. et al. Modelling the probability of occurrence of shallow landslides and channelized debris flows using GEOTOP-FS. **Hydrological Processes**, v. 22, n. 4, p. 532-545, 2008. ISSN 1099-1085.

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.

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, March 01 2004a. ISSN 1432-0495.

\_\_\_\_\_. 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, 2004/02/01/ 2004b. ISSN 0013-7952.

TAROLLI, P. High-resolution topography for understanding Earth surface processes: Opportunities and challenges. **Geomorphology**, v. 216, n. 0, p. 295-312, 7/1/ 2014. ISSN 0169-555X.

TAROLLI, P.; SOFIA, G.; DALLA FONTANA, G. Geomorphic features extraction from high-resolution topography: landslide crowns and bank erosion. **Natural Hazards**, v. 61, n. 1, p. 65-83, March 01, 2012. ISSN 1573-0840.

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, 2012/11/01/ 2012. ISSN 0169-555X.

VAN DEN EECKHAUT, M. et al. Use of LIDAR-derived images for mapping old landslides under forest. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 32, n. 5, p. 754-769, 2007. ISSN 1096-9837

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, 2006/06/30/ 2006. ISSN 0169-555X.

VAN WESTEN, C. J. **Application of Geographic Information System to Landslide Hazard Zonation**. 1993. 245p. PhD Thesis (Doctor). ITC Publication, Enschede, The Netherlands.

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, 2003/11/01 2003. ISSN 0921-030X.

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.; MARTINS, T. D. Modelos em geografia física: conceitos e aplicações na previsão de escorregamentos. **GEOUSP: Espaço e Tempo (Online)**, v. 20, n. 1, p. 194-206, 2016. ISSN 2179-0892.

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.

WILKINSON, P. L.; ANDERSON, M. G.; LLOYD, D. M. An integrated hydrological model for rain-induced landslide prediction. **Earth Surface Processes and Landforms**, v. 27, n. 12, p. 1285-1297, 2002. ISSN 1096-9837.

WU, W.; SIDLE, R. C. A distributed slope stability model for steep forested basins. **Water Resources Research**, v. 31, n. 8, p. 2097-2110, 1995.

## CAPÍTULO 6

### 6 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

#### 6.1 CONCLUSÕES

Os modelos digitais do terreno elaborados a partir de dados LiDAR vêm proporcionando avanços significativos na pesquisa geomorfológica ao possibilitar a identificação das assinaturas dos movimentos gravitacionais de massa e a derivação de variáveis morfométricas condicionantes, mesmo em terrenos acidentados e densamente florestados. Embora diversos pressupostos relacionados à modelagem matemática dos escorregamentos estejam bem estabelecidos, dentre eles o da estacionalidade das condições ambientais, grande parte dos trabalhos ainda utiliza MDTs que representam uma situação topográfica pós-ruptura. Esta tese de doutorado avalia o controle espacial da topografia sobre os fatores predisponentes dos escorregamentos computados pelos MDTs pré-ruptura e pós-ruptura e sobre os resultados dos modelos de susceptibilidade calculados a partir das abordagens estatística bivariada (*Weight of Evidence*) e determinística (SHALSTAB) nas bacias hidrográficas do Quitite e Papagaio, no município do Rio de Janeiro.

Para tanto, apresentamos uma metodologia para a reestruturação da topografia afetada por escorregamentos em modelos digitais de terreno que, diferentemente das abordagens trazidas pela literatura, é baseada na exclusão seletiva dos pontos de elevação do último retorno dos pulsos de um sensor *laser scanner* aerotransportado (ALS). Apresentamos ainda, a ferramenta SAfELand (*Soil Susceptibility Analysis for Estimating Landslides*), que resolve o problema físico dos escorregamentos translacionais pelo modelo SHALSTAB, gerando um ranking dos seus resultados.

Os resultados da modelagem estatística utilizando o MDT pré-ruptura indicam que os fatores predisponentes mais importantes no controle dos escorregamentos na área de estudo são a elevação, principalmente entre as cotas 654 m e 856 m ( $C_t = 1,02$  até  $1,74$ ) e o ângulo das encostas, principalmente entre  $35^\circ$  e  $44^\circ$  ( $C_t = 1,0$ ). Também merece destaque o controle das intrusões graníticas ( $C_t = 0,9$ ) e das áreas de florestas preservadas ( $C_t = 0,9$ ). Os mapas de elevação, ângulo de encostas e litologias são condicionalmente dependentes. As classes de elevação e de gradiente

críticas para os escorregamentos são sustentadas, principalmente, pelas intrusões graníticas que, em última análise, também possibilitam a ocorrência das florestas preservadas, por se tratar de áreas de difícil acesso. As encostas orientadas para as faces N, NE e NW também apresentam valores positivos de  $C_t$  e são diametralmente opostas às principais elevações alinhadas na direção das falhas ENE/WSW.

As formas das encostas côncava-convergente (VV) e convexa-convergente (VX) apresentam valores positivos de  $C_t$  e concentram cerca de 55% das cicatrizes. Estas formas côncavas em planta estão relacionadas às zonas de convergência dos fluxos superficiais e subsuperficiais, com destaque para as classes definidas pelo mapa de área de contribuição com valores positivos de  $C_t$ , entre  $\log_{10} 1.8 \text{ m}^2$  e  $\log_{10} 4.1 \text{ m}^2$ , que concentram cerca de 81% dos escorregamentos. Estas zonas de convergência podem ser preenchidas por depósitos de colúvios, com até 20 metros de espessura nos locais de escorregamento. Já as áreas menos susceptíveis aos escorregamentos estão localizadas, majoritariamente, no terço inferior das bacias, próximas aos seus exutórios. Esta região possui relevo com gradiente suave e é coberta por depósitos quaternários. É, contudo, uma área flagrantemente susceptível às corridas de detritos, como as que ocorreram em 1996.

Quando comparados os MDTs pré-ruptura e pós-ruptura, os resultados indicam que os ângulos de encosta superiores  $35^\circ$ , gerados pelo MDT pós-ruptura, concentram cerca de 11% mais células afetadas por escorregamentos. Já os ângulos das encostas com valores positivos de  $C_t$ , também gerados pelo MDT pós-ruptura, concentram cerca de 6% mais células afetadas por escorregamentos, superestimando a influência desses ângulos. Após a ocorrência dos escorregamentos, as encostas voltadas para N ( $0^\circ$ - $22.5^\circ$ ), NE, E, S, SW e W passaram a contabilizar 6% mais células afetadas por escorregamentos enquanto aquelas voltadas para SE, NW e N ( $337.5^\circ$ - $360^\circ$ ) tiveram, proporcionalmente, um número menor de células afetadas. Quando analisados os fatores predisponentes hidrológicos, observa-se que o MDT pós-ruptura subestima os valores positivos  $C_t$  no mapa de área de contribuição em 10%, enquanto superestima os valores positivos de  $C_t$  no mapa de TWI em 23%.

Os mapas de suscetibilidade a escorregamentos, derivados do MDT pós-ruptura, computados pelo modelo estatístico, demonstraram, em média, um desempenho superior (AUC 0,75) quando comparados àqueles gerados pelos MDTs pré-ruptura (AUC 0,73). Contudo, modelos estatísticos guiados pelos dados (*data-driven models*) herdaram e amplificam os vieses presentes nos dados de treinamento,

sendo inerentemente tendenciosos. Nesse sentido, o Modelo 4, calculado a partir do MDT pré-ruptura, foi adotado como sendo o melhor resultado (AUC 0,77). O Modelo 4 reproduz os controles topográficos e hidrológicos geradores dos escorregamentos, bem como os efeitos indiretos das influências litológicas e estruturais sobre os movimentos gravitacionais de massa. As áreas classificadas em "Alta" e "Muito Alta" susceptibilidade são, majoritariamente, aquelas com curvaturas côncava-convergente (VV) e convexa-convergente (VX), com encostas voltadas para N ( $337,5^{\circ}$ – $360^{\circ}$ ), NE e NW, ângulos de encosta entre  $26^{\circ}$  e  $53^{\circ}$  e valores de área de contribuição entre  $\log_{10} 1,7\text{m}^2$  e  $\log_{10} 4,1\text{m}^2$ .

Os resultados do modelo SHALSTAB gerados a partir do MDT pós-ruptura, superestimam a susceptibilidade a escorregamentos, principalmente na classe incondicionalmente instável, em aproximadamente 10%. Observa-se que o MDT pós-ruptura também superestima o potencial de escorregamentos (PE) nas encostas com ângulos entre  $35^{\circ}$  e  $85^{\circ}$ , e nas áreas com maior concentração de escoamento superficial e subsuperficial (mapa de área de contribuição), entre  $\log_{10} 2,6\text{m}^2$  e  $\log_{10} 3,6\text{m}^2$ . Ao incorporar alterações morfométricas na modelagem baseada em princípios físico-matemáticos para a determinação da susceptibilidade a escorregamentos, o MDT pós-ruptura altera, na prática, o equilíbrio entre as forças solicitantes e as forças de resistência, deixando de representar o estado de tensões originais dos maciços responsáveis pelas instabilizações, indiretamente considerados nas validações desses modelos.

Ao analisar as diferenças altimétricas entre os MDTs pré-ruptura e pós-ruptura (*DTMs of Difference - DoDs*) foi possível demonstrar o impacto denudacional significativo dos movimentos gravitacionais de massa nas bacias hidrográficas do Quitite e Papagaio nos últimos anos (1996-2013). A espessura da cobertura removida pelos movimentos gravitacionais de massa varia entre 0,3 m e 23,6 m, com um valor médio de 3,7 m. Já o volume de material mobilizado foi estimado em  $\approx 1.078 \times 10^3 \text{ m}^3$ . Parte deste material alimentou as corridas de detritos que se seguiram aos escorregamentos ano de 1996. Estas estimativas lançam luz sobre os processos de evolução do relevo do Maciço da Tijuca, controlados pelos movimentos gravitacionais de massa, uma vez que estes processos não apenas criam novas geometrias e formas de relevo, mas também são, subsequentemente, influenciados por essas novas topografias.

Os resultados deste trabalho evidenciam a necessidade de cautela na interpretação dos resultados dos modelos matemáticos de susceptibilidade que utilizam modelos topográficos de alta resolução espacial, obtidos após a ocorrência dos processos gravitacionais, especialmente em regiões com histórico de movimentos gravitacionais de massa. O processo de reconstrução da topografia pré-ruptura pelo método proposto não busca replicar perfeitamente as condições pretéritas da paisagem analisada, mas sim minimizar distorções analíticas. Assim, esta abordagem permite uma representação mais adequada das condições topográficas que antecederam os escorregamentos, oferecendo uma base mais sólida para a modelagem da susceptibilidade.

Finalmente, é importante destacar que a Geomorfologia passou por transformações significativas nas últimas décadas, impulsionadas, sobretudo, pela incorporação de novas tecnologias. O LiDAR representa uma revolução na nossa capacidade de mapeamento do relevo, mesmo sob cobertura vegetal densa, possibilitando uma maior aproximação cartográfica dos fenômenos geomorfológicos que ocorrem em escala de detalhe. Mais do que uma nova fonte de dados, o LiDAR vem estimulando o desenvolvimento de novas abordagens metodológicas e de um novo olhar sobre as antigas questões que interrogam a ciência geomorfológica, enriquecendo discussões de natureza teórica e expandindo os limites do nosso conhecimento.

## 6.2 RECOMENDAÇÕES PARA PESQUISAS FUTURAS

Sugere-se que, em estudos futuros, as técnicas aplicadas nesta tese sejam também aplicadas em outras regiões afetadas por movimentos gravitacionais de massa, mas com características geomorfológicas e climáticas distintas. Também se recomenda o uso de outros modelos de susceptibilidade a escorregamentos e corridas de detritos a fim de comparar o controle da topografia sobre estes processos.

A metodologia proposta para reconstrução dos MDTs pré-ruptura pode ser aprimorada com o uso de algoritmos mais avançados ou pela integração de dados multitemporais provenientes de diferentes sensores remotos.

Por fim, é essencial fomentar políticas públicas que promovam o acesso aos dados LiDAR e incentivem sua utilização em estudos aplicados à gestão territorial e mitigação de desastres naturais. Essas ações podem contribuir significativamente

para reduzir o risco em áreas suscetíveis a movimentos gravitacionais de massa e melhorar o planejamento territorial em contextos urbanos e rurais expostos a eventos extremos.